

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche**  
**Scientifique**  
**Université de Bordj Bou Arreridj**  
**Faculté des Mathématiques et d'informatique**  
**Département d'informatique**



## **Thèse de Doctorat**

Par:

**Adjimi Ahlem**

**Pour Obtenir le grade de Docteur en :**

**Domaine : Mathématiques et Informatique**

**Filière : Informatique**

**Option : Informatique décisionnelle et informatique distribuée**

Titre

---

### **Réduction de la dimensionnalité pour l'amélioration des performances d'identification biométrique**

---

Soutenue le 28 Octobre 2018 devant le jury composé de :

<b>M. Akhrouf Samir</b>	Maitre de conférences A à l'université de BBA	Président
<b>M. Mousaoui Abdelouahab</b>	Professeur à l'université de Sétif	Examineur
<b>M. Lamiche Chaabane</b>	Maitre de conférences A à l'université de M'sila	Examineur
<b>M. Nouioua Farid</b>	Maitre de conférences A à l'université de BBA	Examineur
<b>M. Mostefai Messaoud</b>	Professeur à l'université de BBA	Rapporteur
<b>M. Hacine Gharbi Abdenour</b>	Maitre de conférences A à l'université de BBA	Co-rapporteur

# *Remerciements*

**Après avoir remercié ALLAH le tout puissant**, je voudrais adresser toute ma gratitude et mes sincères remerciements à mon Co-encadreur : Docteur **Hacine-Gharbi Abdenour** qui m'a proposé le sujet de thèse et qui m'a encadré tout au long de ces années. Je le remercie pour son aide, sa patience, son soutien, ses conseils et pour toute l'attention qu'il a portée à ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements aussi à **M. Philippe Ravier** pour l'aide qu'il m'a aimablement apporté pour réaliser ce travail.

Je voudrais remercier mon encadreur : Professeur **Messaoud MOSTEFAI** de m'avoir encadré, orienté et conseillé.

Je tiens à remercier aussi les membres de jury de m'avoir accepté d'évaluer ce travail. Je remercie Docteur **Samir AKHROUF** d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse. Je suis très reconnaissante au Professeur **Abdelouahab MOUSSAOUI**, Docteur **Chaabane LAMICHE** et Docteur **Farid NOUIOUA** de me faire l'honneur de participer au jury de ma thèse.

Je clos enfin ces remerciements en dédiant cette thèse de doctorat à mes parents, spécialement à feu ma mère à qui je dois tout, que dieu la bénisse et l'accueille dans son vaste paradis, à mon mari, à mon cher frère et mes sœurs.

## Résumé

---

Dans le domaine de l'identification des empreintes digitales, le codage des histogrammes locaux est l'une des techniques les plus utilisées pour la représentation de l'empreinte digitale en raison de sa simplicité. Cette technique est basée sur la concaténation des histogrammes locaux résultant en un histogramme de grande dimension qui cause deux problèmes. Premièrement, un long temps de calcul et de grandes capacités de mémoire sont requis avec des bases de données en croissance. Deuxièmement, le taux de reconnaissance peut être dégradé en raison du phénomène de la malédiction de la dimensionnalité. Afin de résoudre ces problèmes, nous proposons de réduire la dimensionnalité des histogrammes en choisissant uniquement les bins pertinents en utilisant une approche de sélection de caractéristiques basée sur le calcul de l'information mutuelle. Pour l'extraction des caractéristiques d'empreintes digitales, nous utilisons quatre descripteurs: Local Binary Patterns (LBP), Histogramme of Gradients (HoG), Local Phase Quantization (LPQ) et Binarized Statistical Image Features (BSIF). En tant que méthodes de sélection basées sur l'information mutuelle, nous utilisons cinq stratégies: Mutual Information Feature Selection (MIFS), minimum Redundancy and Maximal Relevance (mRMR), Conditional Infomax Feature Extraction (CIFE), Joint Mutual Information (JMI) et Interaction Capping (ICAP). Nous comparons les résultats en termes de taux de reconnaissance et de nombre de caractéristiques sélectionnées pour les descripteurs étudiés et les stratégies de sélection. Nos résultats sont réalisés sur les quatre bases de données FVC 2002 qui présentent différentes qualités d'image. Nous montrons que la combinaison de la méthode de sélection de caractéristiques ICAP avec les caractéristiques BSIF et mRMR ou CIFE avec les caractéristiques HoG donne les meilleurs résultats. Les expérimentations ont montré aussi qu'un nombre élevé de sous-images extraites conduit à un taux de reconnaissance élevé, mais conduit également à un histogramme de grande dimension qui a diminué les performances du système en termes de temps de calcul et de capacité mémoire. Ainsi la sélection des caractéristiques peut éviter ce problème. Nous montrons également que la sélection des caractéristiques utiles de l'empreinte digitale peut certainement améliorer le taux de reconnaissance et réduire la complexité du système.

---

**Mots-clés :** Réduction de la dimensionnalité, pertinence, classification, Biométrie.

# Table des matières

<b>INTRODUCTION GENERALE .....</b>	<b>1</b>
------------------------------------	----------

## **CHAPITRE 1 : LA BIOMETRIE**

1.1. Introduction .....	5
1.2. Système biométrique .....	6
1.3. Evaluation des performances des systèmes biométriques .....	8
1.4. Les applications de la biométrie .....	8
1.5. Les avantages et les inconvénients de la biométrie .....	10
1.5.1. Les avantages de la biométrie.....	10
1.5.2. Les inconvénients de la biométrie.....	11
1.6. Conditions pour les caractéristiques biométriques .....	11
1.7. Modalités biométrique.....	11
1.7.1.Les modalités physiologiques.....	12
1.7.1.1. L’empreinte digitale.....	12
1.7.1.2. Géométrie de la main .....	13
1.7.1.3. Le visage.....	13
1.7.1.4. L’iris.....	14
1.7.2.Les modalités comportementales .....	15
1.7.2.1. La signature .....	15
1.7.2.2. La voix .....	15
1.7.3.Les modalités biologiques (ADN) .....	16

1.8. Le marché de la biométrie -----	17
1.9. Quelle est la meilleure modalité biométrique ? -----	19
1.10. Conclusion -----	20

## **CHAPITRE 2 : LES EMPREINTES DIGITALES**

2.1. Introduction -----	21
2.2. Historique d'utilisation de l'empreinte digitale-----	21
2.3. Applications des empreintes digitales-----	22
2.3.1.Applications juridiques -----	22
2.3.2.Applications civiles et commerciales-----	22
2.3.3.Applications génétiques -----	22
2.4.Acquisition de l'empreinte digitale-----	23
2.4.1.Capteur optique-----	23
2.4.2.Capteur en silicium-----	24
2.4.3.Capteur thermique-----	25
2.4.4.Capteur ultra sonique -----	26
2.5.Caractéristiques de l'empreinte digitale -----	27
2.6.Architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales -----	30
2.6.1.Systèmes basés sur les minuties-----	30
2.6.1.1. Prétraitement des images d'empreintes digitales-----	31
2.6.1.2. Binarisation -----	32
2.6.1.3. Squelettisation-----	32
2.6.1.4. Extraction des minuties -----	33
2.6.1.5. Post-traitement -----	34
2.6.2.Systèmes basés sur l'image -----	35
2.6.3.Alignement et comparaison des empreintes digitales -----	36
2.7. Conclusion -----	38

## **CHAPITRE 3 : PRETRAITEMENT & EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES**

3.1. Introduction	39
3.2. Prétraitement	40
3.2.1. Amélioration de la qualité de l'image de l'empreinte digitale	40
3.2.2. Extraction de la region d'interet	41
3.3. Extraction des caractéristiques	43
3.3.1. Local Binary Patterns (LBP)	44
3.3.2. Local Phase Quantization (LPQ)	46
3.3.3. Histogram of Gradients (HoG)	47
3.3.4. Binarized Statistical Image Features (BSIF)	48
3.4. Conclusion	51

## **CHAPITRE 4 : LA REDUCTION DE LA DIMENSIONNALITE**

4.1. Introduction	52
4.2. Réduction basée sur une sélection des caractéristiques	53
4.2.1. Définition de la sélection des caractéristiques	54
4.2.1.1. Procédure de génération	55
4.2.1.2. Évaluation des caractéristiques	55
4.2.1.3. Critère d'arrêt	56
4.2.1.4. Procédure de validation	56
4.2.2. La pertinence d'une caractéristique	57
4.3. Sélection de caractéristiques par l'information mutuelle	58
4.3.1. L'entropie de Shannon	58
4.3.2. L'information mutuelle	59
4.3.3. Propriétés de l'information mutuelle	61
4.4. Quelques stratégies de sélection de caractéristiques	62
4.4.1. L'algorithme de sélection	62
4.4.2. Critères de sélection de caractéristiques	63
4.4.2.1. Mutual Information Feature Selection (MIFS)	63
4.4.2.2. Minimum Redundancy and Maximal Relevance (mRMR)	63
4.4.2.3. Conditional Infomax Feature Extraction (CIFE)	64

4.4.2.4.Joint Mutual Information (JMI)	64
4.4.2.5.Interaction capping (ICAP)	64
4.5. Conclusion	65

## **CHAPITRE 5 : APPLICATION DE LA REDUCTION DE LA DIMENSIONNALITE A LA RECONNAISSANCE DES EMPREINTES DIGITALES**

5.1. Introduction	66
5.2. Architecture du système proposé	67
5.3. La base de données	69
5.4. Performances du système d'identification	70
5.4.1.La validation croisée	71
5.4.2.Effet de la procédure d'apprentissage sur la performance d'identification	72
5.4.3.Effet de la base de données sur la performance d'identification	73
5.5. Analyse des performances avec selection des caractéristiques	74
5.5.1.Analyse de performance de la procédure de réduction de la dimensionnalité	80
5.5.2.L'extraction et la sélection des caractéristiques BSIF	86
5.6. Conclusion	92
<b>CONCLUSION GENERALE</b>	<b>93</b>
<b>REFERENCES</b>	<b>95</b>
<b>LISTE DES FIGURES</b>	<b>101</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX</b>	<b>104</b>

*Introduction  
générale*



# Introduction générale

De nos jours, la biométrie est utilisée dans des applications considérables telles que l'accès à l'ordinateur et les téléphones portables, les clés USB, les cartes bancaires et l'identification criminel ... etc. Pour cette raison, de nombreuses technologies biométriques basées sur des modalités biométriques différentes (par exemple, les empreintes digitales, le visage, l'iris et la parole) ont été développées pour reconnaître automatiquement les individus.

Les modalités biométriques les plus utilisées sont les empreintes digitales en raison de leur unicité, leur persistance, leur simplicité d'acquisition et la disponibilité des dispositifs d'acquisition électroniques. En effet, les empreintes digitales sont uniques pour chaque personne et elles restent inchangées pendant toute la vie de la personne.

Dans la littérature, selon le type de caractéristiques extraites, les systèmes de reconnaissance d'empreintes digitales peuvent être divisés en deux approches principales: les systèmes basés sur les minuties et les systèmes basés sur l'image. Dans la première catégorie, l'image d'empreinte digitale doit passer par plusieurs étapes de prétraitement pour extraire les minuties. Ces étapes sont: l'amélioration de la qualité de l'image de l'empreinte digitale, l'estimation locale de l'orientation de la crête, la binarisation, la squelettisation et la détection des minuties. Pour la deuxième catégorie, les caractéristiques globales ou locales sont extraites directement de l'image d'empreinte digitale sans aucun processus de prétraitement. Ce type de système de reconnaissance d'empreinte digitale est préféré dans le cas d'images de mauvaise qualité, car il est difficile d'extraire des ensembles de minuties fiables dans ce cas.

Plusieurs descripteurs basés sur l'image pour la reconnaissance de l'empreinte digitale sont proposés dans la littérature. Ces descripteurs peuvent être regroupés en deux catégories principales. Les descripteurs de la première catégorie transforment l'image de l'empreinte digitale en un histogramme de taille fixe comme : Local Binary Pattern (LBP), filtre de Gabor avec le descripteur LBP (GLBP), Local Phase Quantization (LPQ) et Histogram of Gradients (HoG). Dans la deuxième catégorie, l'image d'empreinte digitale est transformée en un vecteur de différentes caractéristiques

extraites de l'image d'empreinte digitale telles que: Discret Cosine Transforme (DCT), les filtres de Gabor et Discrete Wavelet Transform (DWT).

Les techniques de représentation d'empreintes digitales basées sur l'histogramme telles que LBP, LPQ, HoG ... etc. sont actuellement très utilisées pour la reconnaissance de l'empreinte digitale en raison de leur simplicité. Ces techniques sont basées sur la concaténation des histogrammes locaux conduisant à un histogramme de grande dimension (1024 caractéristiques pour chaque empreinte digitale dans le cas de LBP), ce qui nécessite un long temps de calcul, une grande capacité de mémoire et nécessite une base de données d'apprentissage énorme pour modéliser les classes. Pratiquement, on a observé que l'ajout de caractéristiques peut conduire à une dégradation de la performance du classificateur si le nombre de données utilisées pour l'apprentissage du classificateur est trop petit par rapport au nombre de caractéristiques. Ce phénomène appelé la malédiction de la dimensionnalité ce qui conduit au phénomène de «peaking». Il est donc souhaitable de maintenir le nombre de caractéristiques aussi petites que possible et de réduire le coût de calcul de la tâche d'identification de l'empreinte digitale et d'éviter également l'obstruction de la mémoire.

La réduction de la dimensionnalité peut se faire avec deux approches: la première approche est la transformation des caractéristiques dans laquelle les caractéristiques initiales définies sont remplacées par un nouvel ensemble réduit utilisant l'algorithme de transformation en tant que ACP (Analyse des composants principaux), ADL (Analyse discriminante linéaire) .... La deuxième approche est la sélection des caractéristiques qui sélectionne les caractéristiques pertinentes à partir de l'ensemble des caractéristiques initiales définies.

Dans l'étape de la classification, l'utilisation d'un ensemble réduit de caractéristiques par transformation nécessite une grande capacité de mémoire et plus de temps de calcul par rapport aux caractéristiques obtenues par les algorithmes de sélection. Ainsi, dans ce travail, nous avons considéré les algorithmes de sélection des caractéristiques pour sélectionner les bins d'histogrammes qui représentent les caractéristiques BSIF, HoG, LBP et LPQ.

Les méthodes de sélection des caractéristiques sont également divisées en deux catégories : "Wrappers" et "Filters".

Les méthodes Wrappers utilisent le taux de reconnaissance d'apprentissage/test du classificateur utilisé comme mesure de pertinence pour un sous-ensemble de caractéristiques. En conséquence, la procédure de sélection Wrapper rend le coût de calcul en augmentation rapide, car

un nouveau classificateur doit être construit avec les phases apprentissage et test chaque fois qu'un sous-ensemble de caractéristiques est testé. En outre, les caractéristiques sélectionnées par les méthodes Wrappers sont adaptées au classificateur utilisé, de sorte que leurs performances dépendent du type de classificateur. En revanche, les méthodes de sélection Filters évaluent le sous-ensemble de caractéristiques indépendamment du classificateur, de sorte que les caractéristiques sélectionnées peuvent être utilisées pour modéliser n'importe quel classificateur. Pour toutes ces raisons, nous avons choisi les méthodes Filters qui sont les méthodes préférables dans le cas de grandes bases de données pour des raisons de calcul.

Dans ce travail, nous avons appliqué la stratégie de sélection de code pour sélectionner les bins d'histogramme en utilisant plusieurs méthodes basées sur l'information mutuelle pour la reconnaissance d'empreintes digitales et avec plusieurs types de caractéristiques LBP, LPQ, HoG et BSIF.

Notre objectif principal est donc de chercher une combinaison (type de caractéristiques/méthode de sélection de caractéristiques) optimale pour la tâche d'identification des personnes par empreintes digitales.

La thèse est organisée en cinq chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Dans **le premier chapitre**, nous donnons des généralités sur la biométrie et les systèmes biométriques, en décrivant les modalités biométriques les plus utilisées, les conditions nécessaires pour qu'une caractéristique physiologique et/ou comportementale d'un individu peut être utilisée comme un identificateur biométrique.

**Le deuxième chapitre** présente les principales notions concernant la modalité empreinte digitale, l'historique d'utilisation des empreintes digitales, leurs applications, leurs capteurs, leurs caractéristiques ainsi que l'architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales.

**Le troisième chapitre** sera dédié à la présentation des étapes de prétraitement et celles d'extraction des caractéristiques de l'image de l'empreinte digitale en donnant une description des méthodes d'extraction des caractéristiques utilisées dans le présent travail : Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ), Histogramme of Gradient (HoG) et Binarized Statistical Image Features (BSIF).

Dans **le quatrième chapitre**, nous introduisons des notions générales sur la réduction de la dimensionnalité et la sélection des caractéristiques. Nous détaillons plusieurs notions concernant la

réduction de la dimensionnalité. Premièrement nous allons donner une définition de la sélection des caractéristiques. Par la suite, nous aborderons les principales étapes du processus de la sélection des caractéristiques. Après, nous détaillerons les deux principales notions de la théorie de l'information : l'entropie et l'information mutuelle. Enfin nous présentons les cinq méthodes de sélection des caractéristiques basées sur l'information mutuelle qui sont utilisées dans le présent travail.

**Le cinquième chapitre** dédie à décrire notre système de reconnaissance d'empreintes digitales développé et ces différentes étapes. Nous présentons aussi les résultats obtenus et la discussion. Premièrement, nous avons fait des expériences sur la base de données utilisée avec toutes les caractéristiques extraites sans sélection. Deuxièmement, nous avons appliqué les techniques de sélection des caractéristiques pour améliorer les performances du système en termes de taux de reconnaissance, complexité de calcul et d'espace-mémoire.

Enfin, une conclusion générale résume les différents travaux effectués ainsi que les perspectives qui permettront d'élargir et de poursuivre l'étude menée dans cette thèse.

# La biométrie

## Chapitre

# 1

### **Résumé**

*Dans ce chapitre, nous allons présenter dans un premier temps des notions générales sur le domaine de la biométrie tel que la définition d'un système biométrique, les applications de la biométrie, les avantages et les limites de la biométrie et quelques modalités biométriques, leurs avantages et leurs inconvénients. Dans un deuxième temps, nous allons présenter les principales notions concernant la reconnaissance d'empreintes digitales, l'historique d'utilisation des empreintes digitales, leurs applications, leurs capteurs, leurs caractéristiques ainsi que l'architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales.*

### **1.1. Introduction**

L'évolution technologique que connaît l'humanité ces derniers temps a favorisé l'émergence de nouvelles disciplines basées principalement sur les avancées dans le domaine du numérique. Parmi celles-ci, la Biométrie, qui permet d'identifier l'unicité d'un individu par ses caractéristiques physiologiques a connu intérêt grandissant de la part des chercheurs travaillant dans le domaine du traitement numérique de l'information. Ces derniers ont pu surmonter les limites des méthodes traditionnelles d'identification des personnes (carte magnétique, mot de passe, code PIN (Personal Identification Number–Numéro d'Identification Personnel), ...) et ont introduits de nouvelles techniques d'identification numériques plus efficaces et difficilement volables [1].

Le degré de performances élevé obtenu par ces nouvelles techniques d'identification a favorisé la généralisation de l'utilisation des systèmes d'authentification biométriques dans les divers lieux tels que : les aéroports, la sécurité des PC et des téléphones portables, les portes biométriques,... etc.).

Selon leur degré de complexité, ces systèmes peuvent utiliser une ou plusieurs de ces modalités : les empreintes digitales, le visage, la géométrie de la main, l'iris, la parole, la signature...etc.

## 1.2. Système biométrique

Un système biométrique est une chaîne de processus qui à partir d'une information biométrique (ex. image, signal) en entrée renvoie un résultat en sortie qui est l'identité de la personne. La première étape d'un système biométrique consiste à obtenir l'information biométrique à analyser qui va ensuite subir un prétraitement afin d'extraire les caractéristiques utiles et finalement comparer ces caractéristiques avec d'autres déjà stockées dans la base de données. Un système biométrique peut être un système de vérification ou d'identification [2] :

- Dans le cas d'un système de vérification ou authentification, les caractéristiques biométriques de la personne à authentifier sont comparées avec celles de la personne réclamée. Si la comparaison est positive, la personne est autorisée à effectuer une opération définie au préalable (ouverture, accès etc...), et dans le cas contraire la personne est considérée comme étrangère et aucune opération ne lui est autorisée.
- Pour ce qui est des systèmes d'identification, ces derniers ont pour rôle de vérifier si la personne en face du système fait partie des membres enregistrés dans la base ou pas. Pour cela les caractéristiques de la personne sont comparées avec les caractéristiques de l'ensemble des membres existants dans la base. Dans le cas affirmatif, le système renvoie toutes les informations relatives à cet individu.

Les trois principales opérations effectuées par un système biométriques sont :

Les trois phases principales d'un système biométrique sont (**Figure.1.1**) [2]:

- **L'enregistrement** : C'est l'opération la plus sensible car elle consiste à enregistrer les caractéristiques extraites des modalités biométriques des utilisateurs dans une base de données. Ces dernières sont ensuite enregistrées sous forme d'un vecteur avec l'identificateur de l'utilisateur.

- **La vérification** : Initialement une personne se présente pour s'authentifier en fournissant une identité sous forme d'un nom d'utilisateur, code pin etc. L'identité fournie est capturée par le système et un vecteur de caractéristiques est produit puis comparé avec celui enregistré dans la base de données et qui correspond à l'identificateur de l'utilisateur fourni. La décision produite par le système de vérification est alors soit OUI ou NON.
- **L'identification** : Dans le cas d'une identification, le vecteur de caractéristiques produit est comparé avec l'ensemble des vecteurs caractéristiques des personnes enregistrées au préalable. Cette opération peut rencontrer une à plusieurs ressemblances ou rien.

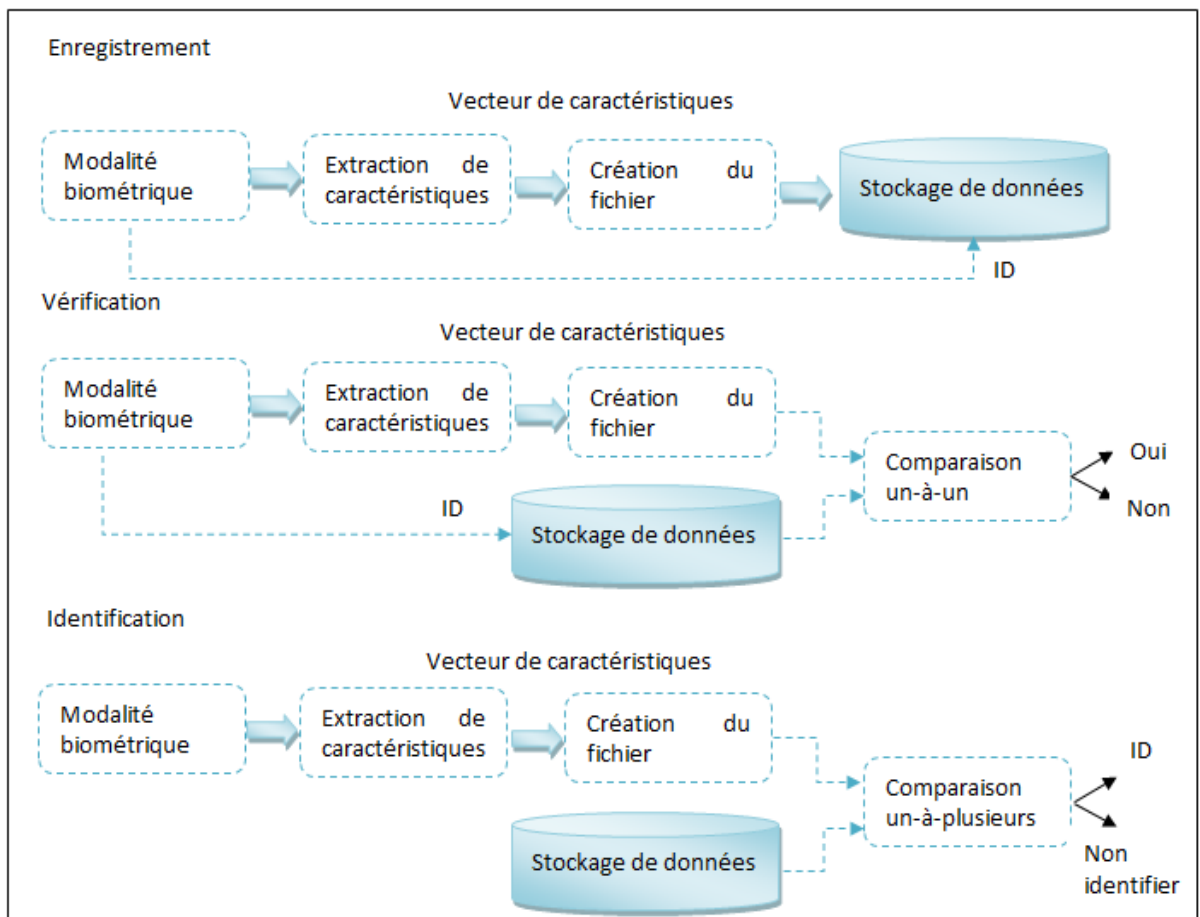


Figure 1.1. Les trois phases d'un système biométrique.

### 1.3. Evaluation des performances des systèmes biométriques

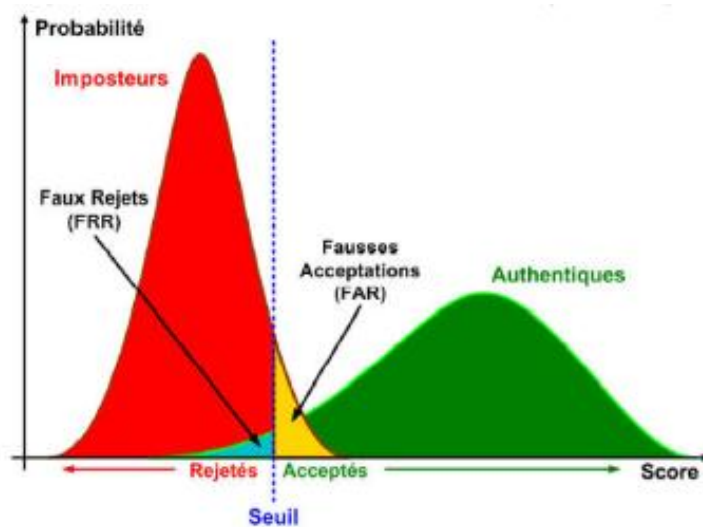
Afin de pouvoir comparer entre les différents systèmes biométriques existants, des indicateurs de performances ont été établis. Ces derniers sont calculés sur la base des erreurs d'acceptation et de rejets obtenus lors des opérations d'authentification ou d'identification des personnes. Les deux principaux taux d'erreurs sont :

**TFR** (False Reject Rate) : Pourcentage de personnes légitimes, rejetées par erreur.

**TFA** (False Accepted Rate) : Pourcentage d'imposteurs acceptés en tant que personnes légitimes.

Ces deux taux sont complémentaires c.-à-d. si le FAR augmente, le FRR diminue automatiquement et inversement. Pour obtenir un système biométrique sécurisé, il suffit de trouver le bon équilibre entre ces deux taux.

La **Figure 1.2** illustre le TFA et le TFR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs.



*Figure 1.2. Illustration du TFA et du TFR.*

### 1.4. Les applications de la biométrie

L'évolution dans le domaine de l'intégration des systèmes numériques a permis une réduction considérable des coûts des systèmes en général et des systèmes biométriques en particulier. Ceci a favorisé la généralisation de ces derniers dans les divers domaines de la vie quotidienne (transactions bancaires, contrôle d'identité, contrôle d'accès aux réseaux etc.).

Les applications couvertes peuvent être divisées en trois principaux groupes (voir **Figure 1.3**):



- **Applications commerciales** : telles que l'accès aux réseaux informatiques, la sécurité de données électroniques, le commerce électronique, l'accès d'internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone portable, la gestion des registres médicaux, l'étude de distances, etc....
- **Applications de gouvernement** : telles que la carte nationale d'identifications, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle de passeport, etc....
- **Applications juridiques** : telles que l'identification de cadavre, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, les enfants disparus, etc.



Figure 1.3. Applications biométriques.

**Contrôle d'accès aux locaux:**

- Salles informatiques.
- Sites sensibles (service de recherche, site nucléaire).

**Equipements de communication:**

- Terminaux d'accès.
- Téléphones portables.

**Systemes d'informations:**

- Lancement du système d'exploitation,
- Accès au réseau.
- Transaction (financière pour les banques, données entre entreprises).

**Machines & Equipements divers:**

- Distributeur automatique de billets.
- Lieu sensible (club de tir, police).
- Contrôle des adhérents dans les clubs privés.
- Contrôle des temps de présence.

**Etat/Administration:**

- Fichier judiciaire.
- Services sociaux (sécurisation des règlements).
- Système de vote électronique.

## **1.5. Les avantages et les inconvénients de la biométrie**

Comme toute nouvelle technologie, la biométrie a des avantages et des inconvénients.

### **1.5.1. Les avantages de la biométrie**

La biométrie est une technologie récente et commence à être adoptée par de grands constructeurs de matériel informatique. L'usage de la biométrie est un complément de l'utilisation des méthodes d'authentification comme des mots de passe, des badges, des cartes à puce. La biométrie offre les avantages suivants :

- Facile à utiliser : A la différence d'autre méthodes d'authentification (basées sur les mots de passe par exemple), la biométrie n'exige aucune mémorisation d'information par la personne à authentifier.
- Technologie plus sécurisée : A la différence des badges, mots de passe ou codes pin, les informations biométriques sont difficile à voler ou à modifier et permettent d'avoir un niveau de sécurité plus élevé.
- Moins contraignants pour les utilisateurs : N'ayant plus besoin de porter un badge ou de se rappeler d'un mot de passe, les utilisateurs ne sont plus exposés aux risques de perte et d'oubli.
- Réduction de la fraude.
- Réduction des coûts administratifs.
- Rapidité dans les traitements.

### 1.5.2. Les inconvénients de la biométrie

Bien qu'elle soit performante dans pas mal de points de vue, la biométrie présente aussi quelques inconvénients, parmi celles-ci :

- Un système biométriques n'est jamais précis à 100%.
- Difficultés de réinitialisation in situ.
- Sensibilité aux conditions d'acquisition
- Difficultés dans la construction et l'actualisation de la base

### 1.6. Conditions pour les caractéristiques biométriques

La performance des systèmes biométriques repose principalement sur la qualité des identificateurs biométriques qui doivent être :

- *Universels* : chaque personne devrait avoir cette caractéristique biométrique ;
- *Uniques* : deux personnes quelconques devraient être différentes dans leurs caractéristiques biométriques ;
- *Permanents* : une caractéristique biométrique devrait être inchangeable avec le temps;
- *Faciles à acquérir* : une caractéristique biométrique peut être facilement acquise et analysée;
- *Infalsifiables* : une caractéristique biométrique doit être non facile à reproduire.

Les systèmes biométriques doivent aussi satisfaire quelques conditions communes :

- *Performance* : le système doit être stable, rapide et précis ;
- *Acceptabilité* : la modalité biométrique doit être acceptée par les gens à utiliser ;
- *Sécurité* : le system biométrique doit être stable contre les attaques ;
- *Inoffensivité* : le système biométrique n'affecte pas la santé des individus.

### 1.7. Modalités biométrique

Il existe plusieurs modalités biométriques qui peuvent être classées en trois catégories principales : les biométries physiologiques, les biométries biologiques et les biométries comportementales. Les deux premières catégories utilisent une partie du corps humain tel que l'empreinte digitale, l'iris, l'ADN.... Les biométries comportementales utilisent l'un des traits personnels du comportement de l'individu par exemple la signature, la démarche.... (Voir **Figure.1.4**)

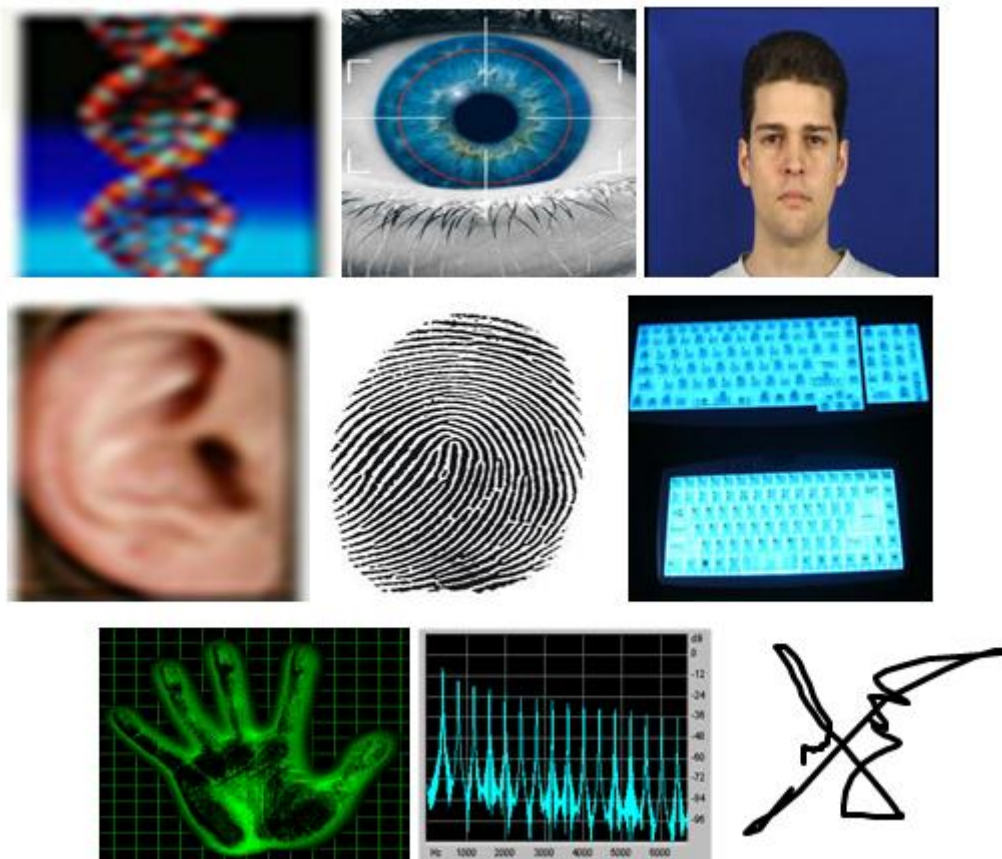


Figure 1.4. Quelques modalités biométriques.

Dans ce qui suit, nous décrivons brièvement quelques modalités biométriques [3].

## 1.7.1. Les modalités physiologiques

### 1.7.1.1. L’empreinte digitale

L’empreinte digitale est le résultat de la marque laissée par les stries des doigts suite à un appui sur une surface plane (papier ou autre). Le dessin formé par les stries des doigts est unique pour chaque personne et permet une identification précise des personnes. Il existe deux caractéristiques qui permettent de différencier deux empreintes digitales ayant le même dessin sont : les points singuliers globaux (core et delta) et les points singuliers locaux (les minuties).

#### *Avantages*

- La modalité empreinte digitale est peu gourmande en espace mémoire pour le stockage des vecteurs de caractéristiques.
- L’arrangement des vallées ne change pas durant toute la vie.
- Avec une seule empreinte digitale, il est possible d’accéder à plusieurs applications différentes, Sans avoir recours à différents mots de passe.

- Le capteur d’empreintes est de petite taille, et se prête bien à une intégration dans la plus part des systèmes
- L’empreinte digitale est facile à analyser et traiter.

***Inconvénients***

- Cette modalité exige le contact des doigts avec un dispositif d’acquisition ce qui risque de créer des problèmes de contamination
- La lecture peut être faussée si les doigts sont sales ou abimés

**1.7.1.2. Géométrie de la main**

La géométrie de la main peut être aussi utilisée pour l’identification d’une personne. Cette dernière se base sur la mesure de plusieurs caractéristiques de la main telle que la forme de la main, la longueur et la largeur des doigts, la taille de paume ...etc.

En général cette modalité reste peu utilisée, car ses caractéristiques ne sont pas uniques pour chaque individu et que en plus, cette modalité exige des périphériques de capture d’une taille d’au moins de la taille d’une main [4].

***Avantages***

- Acquisition non contraignante pour les personnes
- Peu gourmande en espace mémoire
- Techniques de comparaison faciles à implémenter

***Inconvénient***

- L’unicité des descripteurs n’est pas assurée.
- Peu adaptée pour les applications embarquées (Véhicules, Pc Portables..).
- Faillible dans le cas où les personnes à identifier sont des jumeaux où des membres de la même famille.

**1.7.1.3. Le visage**

Par ses caractéristiques, le visage est de loin la modalité la plus riche et la plus complexe chez les individus. Les principaux traits caractéristiques du visage sont : les yeux, la bouche, le nez et le tour du visage. La richesse de cette modalité a permis le développement d’une panoplie d’algorithmes de reconnaissance et d’identification de la face humaine basés sur l’exploitation de l’ensemble des descripteurs faciaux [4].

***Avantages***

- Accepté par les utilisateurs.
- N'exige pas de contact physique.
- Il n'est pas très coûteux.
- Pas de risque pour la santé.

***Inconvénient***

- Risque d'erreurs à cause de la position de la tête.
- L'éclairage est très important pour la précision de vérification.
- Les jumeaux peuvent être faussement identifiés.
- Les changements de cheveux peuvent causer de fausses acceptations.

**1.7.1.4. L'iris**

L'iris est certainement l'une des modalités les plus sûres actuellement. Elle permet une authentification précise et inchangée avec le temps. Bien qu'elle soit efficace, cette technique reste néanmoins contraignante pour les utilisateurs, car elle nécessite plusieurs prises de vues de l'œil avec une caméra adaptée de très haute définition.

***Avantages***

- Très précis pour l'identification des individus.
- Exige petit espace mémoire pour le stockage des vecteurs de caractéristiques.
- Contient une grande quantité d'information.
- Pas de confusion pour les vrais jumeaux.
- Haut niveau de sécurité.

***Inconvénient***

- Phase d'acquisition lente.
- Bas taux d'acceptation par les utilisateurs.
- Très cher.
- Matériel spécial requis.
- Peut être facilement photographié.
- Contraintes d'éclairage.

## **1.7.2. Les modalités comportementales**

### **1.7.2.1. La signature**

C'est la modalité la plus utilisée et la plus ancienne que l'être humain a utilisé. Elle consiste en une manifestation gestuelle de la main avec production d'un ensemble de traits caractéristiques mémorisables. Le résultat obtenu caractérise le signataire, qui (lorsqu'il le faut) est capable de reproduire à l'identique sa propre signature. Les caractéristiques utilisées pour l'identification par signature sont généralement : la vitesse, l'ordre des frappes, la pression et les accélérations, le temps total,... etc. Bien qu'elle soit largement utilisée dans la vie quotidienne, Cette modalité reste vulnérable aux imitations frauduleuses et aussi à l'état émotionnel du signataire (stress, fatigue etc.).

#### ***Avantages***

- Elle peut être conservée
- Elle implique la responsabilité de l'individu.
- Geste commun et socialement accepté
- Technique aboutie basée sur le comportement.

#### ***Inconvénient***

- L'acquisition nécessite une tablette graphique
- Elle est sensible aux émotions de l'individu
- Non utilisable pour les contrôles d'accès
- Fraude possible par copie d'une signature.

### **1.7.2.2. La voix**

La modalité voix est certainement l'une des modalités les plus complexes, car elle combine à la fois les caractéristiques physiologiques (la bouche, du nez, des lèvres, cordes vocales, etc.) et comportementales (l'état émotionnel, la langue maternelle, et l'état de la santé de la personne). Tout cela dans un milieu qui peut être sujet à des bruits extérieurs additionnels. Travailler avec cette modalité exige donc des précautions importantes pour espérer effectuer une authentification précise.

#### ***Avantages***

- Aucun contact avec le capteur
- Le matériel n'est pas cher et aisément disponible (microphone)
- Elle n'est pas intrusive, les utilisateurs sont toujours volontés pour utiliser l'authentification de voix

***Inconvénient***

- La précision des résultats de reconnaissance de la voix est affectée par le bruit
- Le vecteur de caractéristiques est très grand ; cinq à dix fois de la taille d'une empreinte digitale il exige un grand espace mémoire entre 2.000 et 10.000 octets
- Il peut être facilement influencé par des circonstances externes. Par exemple ; Le mal de gorge, rhume, ou des conditions météorologiques.
- Les lignes téléphoniques peuvent produire la transmission faible.
- Qualité mauvaise des traits transmis de la voix.
- Fraude possible par enregistrement de la voix de la personne.

**1.7.3. Les modalités biologiques (ADN)**

Du fait de leurs lieux d'existence, Les modalités biologiques sont de loin les plus précises. Ceci est le cas de l'ADN qui permet de faire une distinction entre les jumeaux. Cette méthode d'identification est unique car aucune personne dans le monde ne possède la même combinaison de gènes. Cette performance est pénalisée par le temps qu'il faut pour l'obtention des résultats à partir des diverses sources: sang, cheveux, ongles des doigts, ... etc.

***Avantages***

- Très précis

***Inconvénients***

- L'acquisition n'est pas acceptable pour les gens parce qu'il est très difficile.

Le tableau suivant (Tableau 1.1) compare les systèmes biométriques existants en fonction des paramètres précédents (H : Haute M : Moyen F : Faible).



Modalité	Universelle	Unique	Permanente	Facile à acquérir	Acceptable
Empreinte	M	H	H	M	M
Géométrie de la main	M	M	M	H	M
Visage	H	F	M	H	H
Iris	H	H	H	M	F
Signature	F	F	F	H	H
Voix	M	F	F	M	H
ADN	H	H	H	L	L
Oreille	M	H	H	L	L
<b>Dynamique de la</b>					
<b>frappe</b>	L	L	L	M	M
<b>Rétine</b>	H	H	M	L	L
<b>Veine de la main</b>	M	M	M	M	M
<b>Démarche</b>	M	L	L	H	H
<b>Odeur</b>	H	H	H	L	M

Tableau 1.1. Comparaison des Technologies Biométriques.

## 1.8. Le marché de la biométrie

La demande en systèmes biométriques n'a jamais cessé de croître en raison des besoins divers et variés de la société (gestion du personnel, sécurité civile et militaire etc.). Aussi et avec la miniaturisation des systèmes, les prix de ces derniers ont considérablement chuté ce qui a permis de généraliser leur utilisation dans la majorité des secteurs de la vie quotidienne. D'après le rapport publié par le groupe international de la biométrie IBG (*International Biometric Group*), le chiffre d'affaire de l'industrie biométrique (incluant les applications judiciaires et celles du secteur public) est en forte croissance jusqu'en 2014 (voir la **Figure 1.5**).

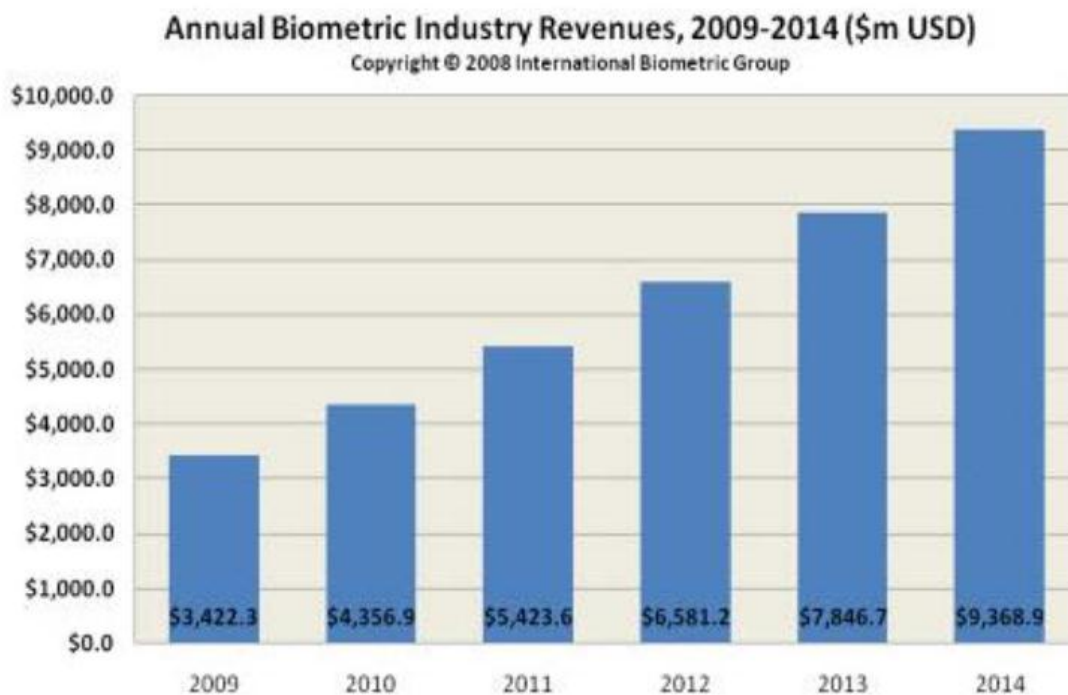


Figure 1.5. La croissance de la biométrie [5].

La Figure 1.6 réalisée d'après les chiffres d'affaires du groupe international de la biométrie montre les parts de marché des principales modalités biométriques. On constate que l'empreinte digitale occupe la première place, près de 50% du chiffre d'affaire total. La reconnaissance de visage vient en deuxième position, près de 12% de ce même chiffre d'affaire, dépasse ainsi la reconnaissance de la main (qui avait avant la deuxième place après les empreintes digitales).

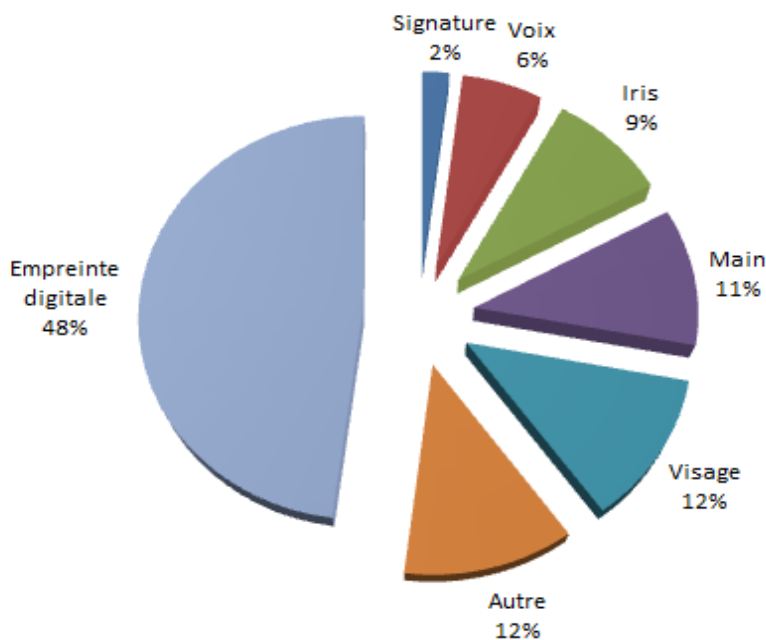
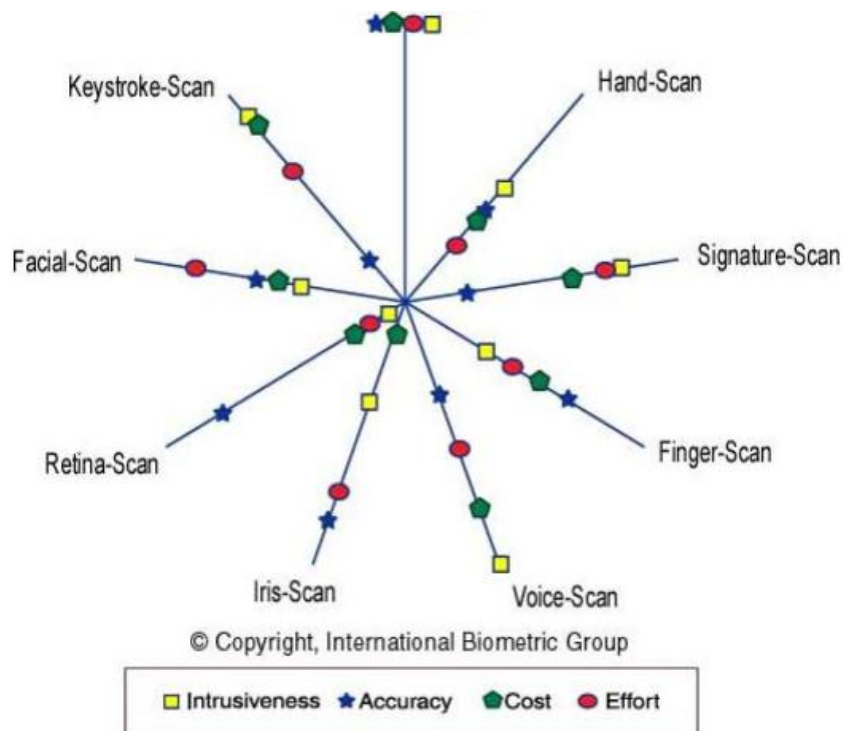


Figure 1.6. Marché de la biométrie [5].

## 1.9. Quelle est la meilleure modalité biométrique ?

La comparaison des différentes biométries est généralement effectuée en fonction de quatre critères à savoir *l'effort*, *l'intrusion*, *le coût*, et *la précision*.

- **L'effort (Effort)** : l'effort fourni par l'utilisateur lors de l'utilisation du système biométrique.
- **L'intrusion (Intrusiveness)** : le niveau d'acceptation du test par l'utilisateur.
- **Le coût (Cost)** : le coût de la technologie (scanners, lecteurs...).
- **La précision (Accuracy)** : l'efficacité de la modalité biométrique. L'analyse Zephyr (**Figure 1.7**) montre qu'il n'existe pas une modalité biométrique parfaite, en effet chaque modalité a ses points forts et ses points faibles. Le choix dépend essentiellement de la nature de l'application par exemple la voix et la signature sont des modalités biométriques qui n'exigent pas un grand effort de l'utilisateur, sont peu intrusives, de coût modéré, cependant elles ne sont pas assez performantes. L'iris et la rétine sont fiables toutefois ils sont coûteux et mal acceptés par le grand public.



**Figure 1.7.** Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux.

## **1.10. Conclusion**

L'évolution des systèmes numériques en général, et la performance des capteurs associés ont favorisé le développement et la généralisation des systèmes biométriques. Ces derniers peuvent être adaptés pour des applications d'identification ou de vérification et utiliser différents types de capteurs selon la ou les modalités choisies (empreinte, visage, voix, signature, ...).

Un effort considérable est consenti au niveau national pour basculer d'un mode d'authentification classique (passeport et pièce d'identité classiques) vers un nouveau mode biométrique (passeport et pièce d'identité biométriques).

Ce nouveau mode combine les informations issues des trois modalités (signature, empreinte digitale et visage) pour assurer une meilleure authentification des individus.

Dans ce travail nous avons choisi de travailler en premier lieu sur la modalité empreinte digitale qui sera présentée plus en détail dans le chapitre suivant. Nous parlerons de ses caractéristiques, ses types, son système de reconnaissance, ... etc. Notre travail peut être généralisé à tout autre type de modalité à savoir : visage, signature, ... etc.

# Les empreintes digitales

## Chapitre

# 2

### **Résumé**

*Dans ce chapitre, nous allons voir tout d'abord l'historique de l'utilisation de l'empreinte digitale. Puis nous allons présenter ses applications, son acquisition et ses caractéristiques. Finalement, nous allons nous focaliser sur l'architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales.*

### **2.1. Introduction**

La reconnaissance d'empreintes digitales c'est un ensemble de techniques qui permettent d'identifier ou de vérifier l'identité d'un individu en utilisant son empreinte digitale. La reconnaissance d'empreintes digitales a été l'un des domaines de recherches les plus chauds ces dernières années, et elle joue un rôle très important dans l'identification des personnes [1]. L'empreinte, qu'elle soit digitale, palmaire ou plantaire est, sans doute, le meilleur élément qui caractérise un individu. Loin des considérations probabilistes, elle est, de nos jours, le moyen le moins coûteux pour une identification formelle d'une personne. Cette performance est directement liée au phénomène de morphogenèse ainsi qu'à la nature de la trace qui se définit comme un mécanisme d'apparition des crêtes papillaires.

### **2.2. Historique d'utilisation de l'empreinte digitale**

Les premières traces d'utilisation des empreintes digitales ont été découvertes en Egypte et datent de l'époque des pyramides il y a plus de 4000 ans. Les Chinois ont aussi utilisé très tôt ce moyen pour signer les documents officiels, mais ils ne savaient sûrement pas que les empreintes étaient uniques pour chaque personne et permettaient ainsi une identification fiable. Pendant l'année

1870, Dr. Henry Faulds, Kun chirurgien britannique au Japon, a étudié les empreintes digitales et conçu une méthode pour classifier les empreintes digitales [6]. En 1880, Alphonse Bertillon qui est un policier de département de police de Paris a développé un système de l'anthropométrie pour la classification des criminels et a employé ce système pour identifier les récidivistes. Dans les années 1880, l'anthropologue Francis Galton [7], a commencé une étude systématique des empreintes digitales en tant que moyen d'identification. Ce dernier a conçu un système de classification des empreintes digitales qui est appelé maintenant 'Galton pattern types'. Il a également identifié les points singuliers locaux de l'empreinte digitale qui sont les minuties qui sont employées pour déterminer si deux empreintes digitales se ressemblent ou pas. En 1897, monsieur Edward Henry, chef de la police londonienne a établi un système de classification d'empreinte digitale en utilisant les observations de Galton. Ce système a été largement adopté et a remplacé le Bertillonage [8].

### **2.3. Applications des empreintes digitales**

#### **2.3.1. Applications juridiques**

Du fait de sa simplicité de mise en œuvre, cette modalité est très largement utilisée dans le domaine juridique. Elle trouve son application dans les divers affaires criminels, identification du cadavre, identification terroriste, détermination de la parentalité, enfants disparus, ... etc.

#### **2.3.2. Applications civiles et commerciales**

Les empreintes digitales sont aussi bien répandues dans les diverses applications civiles et commerciales. Elle permet d'assurer la présence physique de la personne concernée pour type d'opérations le concernant (Achat et vente de biens, vote etc.).

Les applications civiles et commerciales de l'empreinte digitale sont : carte d'identification nationale, permis de conduire, sécurité sociale, contrôle des frontières, accès internet, commerce électronique, carte de crédit, téléphones portables, ... etc.

#### **2.3.3. Applications génétiques**

Les empreintes digitales ont été aussi utilisées pour caractériser et suivre l'évolution de groupes de populations. Il y a également un travail visant à associer certaines caractéristiques de l'empreinte digitale à certaines maladies de naissance afin d'essayer d'étudier le lien entre ces caractéristiques uniques et une prédisposition à de telles maladies.

## 2.4. Acquisition de l'empreinte digitale

L'acquisition de l'empreinte peut s'effectuer de deux façons : hors-ligne ou en ligne.

- **Acquisition hors-ligne** : dans l'acquisition hors-ligne, l'image est généralement obtenue par une impression encrée du bout du doigt sur le papier. Une fois l'image obtenue, l'empreinte digitale est numérisée par un scanner optique ou un appareil photo de haute résolution. Ce genre d'empreinte est souvent appelé empreinte **laminée**. Un autre type d'empreintes digitales et aussi souvent utilisé et spécialement en criminalité : C'est l'empreinte digitale **latente** qui est souvent une image partielle d'empreinte digitale levée sur la scène d'un crime par un expert juridique. Comparativement à une empreinte digitale laminée, l'empreinte digitale latente est la plupart du temps de mauvaise qualité et difficile à traiter.
- **Acquisition en-ligne** : Dans ce cas, l'empreinte digitale est acquise à l'aide d'un scanner d'empreinte digitale sans avoir recours à l'encre.

Généralement, un scanner d'empreintes digitales est constitué des éléments suivants:

- Un capteur pour extraire les crêtes de la surface d'empreinte digitale;
- Un Convertisseur Analogique-Numérique pour convertir le signal acquis;
- Une interface de communications avec les périphériques externes

Différents types de capteurs ont été utilisés pour cette modalité. Parmi ceux-ci nous avons:

### 2.4.1. Capteur optique

Le capteur optique joue le rôle d'une mini caméra destinée à capturer l'image de l'empreinte digitale. Pour cela, il faut apposer le doigt sur une plaque de plastique résistant qui se situe en face de la mini-caméra (voir **Figure 2.1**). Ce dernier est très résistant face aux fluctuations de la température, mais reste néanmoins sensible aux variations de la lumière ambiante. Comparé aux autres produits biométriques, le coût de ces capteurs est raisonnable et la qualité des images obtenue est acceptable.

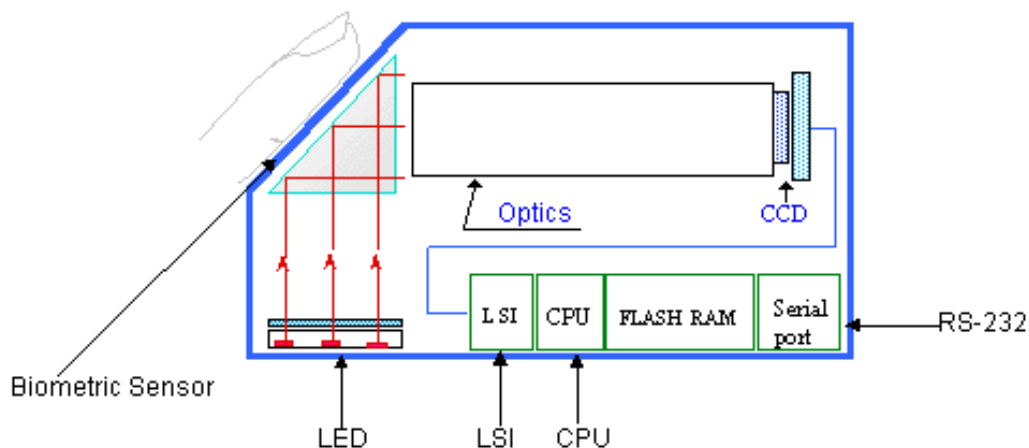


Figure 2.1. Capteur optique.

**Avantages :**

- Facile à mettre en œuvre.
- Résistant aux changements de température.
- Coût accessible.
- Capable de fournir des résolutions de plus de 500 dpi.

**Inconvénients :**

- Nécessité de nettoyage de la vitre après chaque acquisition
- Problèmes de contraste liés à l'état du doigt (si le doigt de l'utilisateur est propre et sec, l'image devient trop clair, par contre si le doigt est humide l'image devient très foncée).

### 2.4.2. Capteur en silicium

Le capteur en silicium (**Figure 2.2**) exploite l'un de quatre effets observables sur les semi-conducteurs : l'effet piézo-électrique, l'effet capacitif, l'effet thermoélectrique et l'effet photo-électrique. La taille de ce capteur est très petite, son coût est très abordable et sa durée de vie est assez longue.

Bien qu'il soit performant, ce type de capteur est généralement très sensible aux décharges électrostatiques qui peuvent souvent l'endommager si les conditions d'exploitation ne sont pas respectées. A la différence des capteurs optiques (qui sont généralement encombrants), les capteurs en silicium sont miniatures et se prêtent bien à une intégration dans des applications grand public.



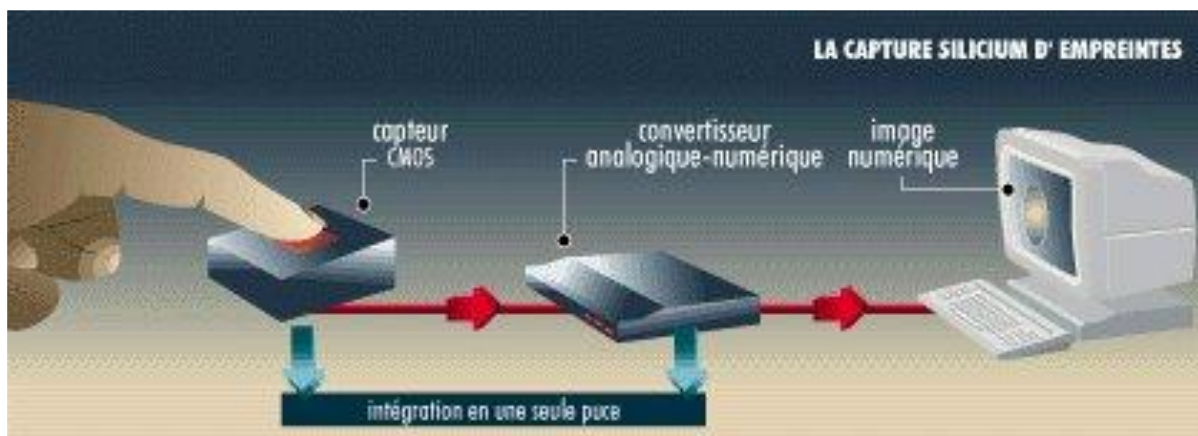


Figure 2.2. Capteur en silicium.

**Avantages :**

- Coût assez bas.

**Inconvénients :**

- Non résistant aux attaques extérieures.

### 2.4.3. Capteur thermique

Le capteur thermique exploite les différences de températures qui existent entre les crêtes et les vallées du doigt pour produire une image noir et blanc de l'empreinte du doigt. Ce capteur est constitué d'une puce en silicium recouverte d'une couche de matériau pyro-électrique [9] [10].

**Avantages :**

- Création des images de très bonne qualité
- Cette technique à l'avantage de nettoyer le capteur évitant ainsi que les empreintes digitales restent après l'utilisation de chaque personne.

**Inconvénient :**

- La qualité de l'image dépend de la façon dont le capteur est utilisé.
- La consommation en énergie augmente avec l'augmentation de la température du capteur.

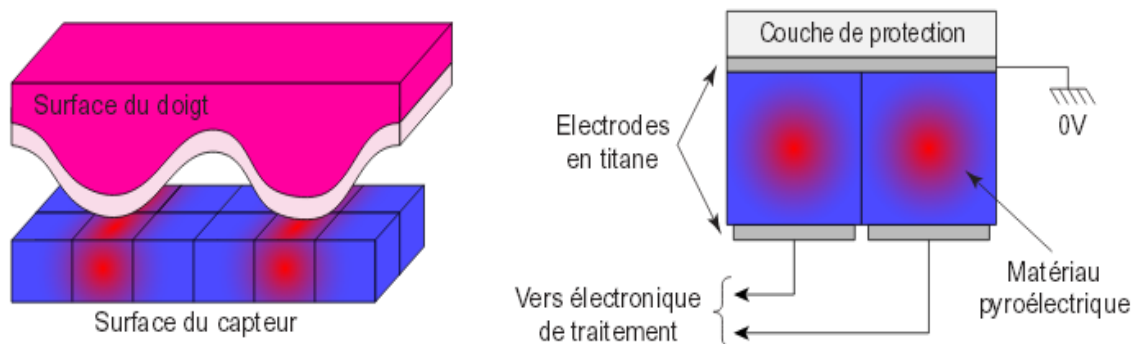


Figure 2.3. Capteur thermique utilisant une couche de matériau pyro-électrique [9] [10].

#### 2.4.4. Capteur ultra sonore

Ce capteur utilise une onde ultra sonore qu'il envoie vers le doigt de l'utilisateur. Le temps mis par l'onde pour faire un aller-retour est calculé point par point pour obtenir une image de d'empreinte digitale (Voir Figure 2.4).

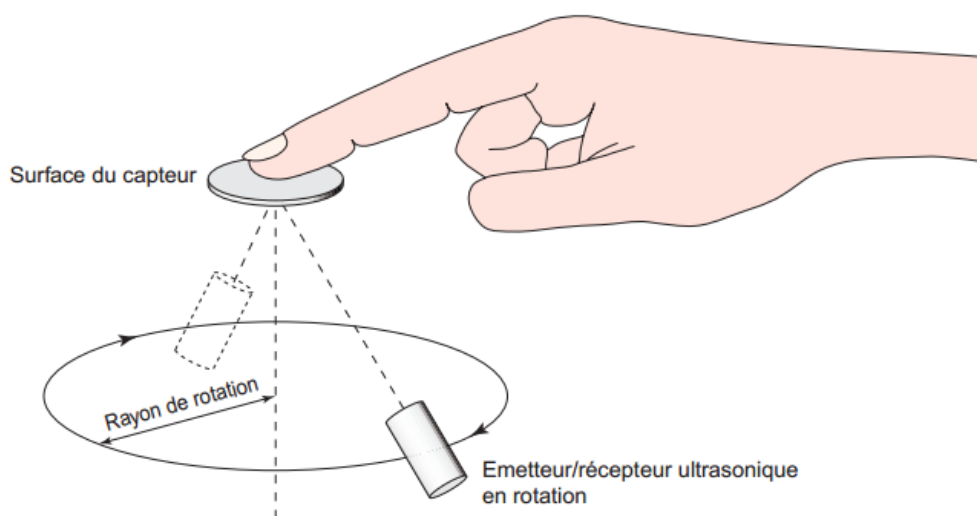


Figure 2.4. Principe de fonctionnement d'un capteur d'empreintes digitales ultrasonique à émetteur/récepteur en rotation [11].

#### Avantages :

- Bonne précision.

#### Inconvénients :

- Coût élevé.
- Encombrant.

## 2.5. Caractéristiques de l'empreinte digitale

L'image de l'empreinte digitale produite par les capteurs cités ci-dessus est constituée de lignes appelées les crêtes (stries) et de vallées (sillons) (**Figure.2.5**). Les crêtes sont représentées par les lignes noires et les vallées sont représentées par les lignes blanches. Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux (les centres et les deltas) et locaux (les minuties) (**Figure.2.6**). Les centres correspondent aux lieux de convergence des stries alors que les deltas correspondent à des lieux de divergence. Les crêtes et les vallées forment plusieurs caractéristiques. Souvent, les algorithmes d'analyse et de traitement des empreintes digitales ne s'intéressent qu'aux bifurcations et terminaisons car les autres types sont juste des combinaisons des terminaisons et de bifurcations [12] [13].



**Figure 2.5.** (a) image d'empreinte digitale, (b) crêtes et vallées



Figure 2.6. Caractéristiques d'empreinte digitale.

Les caractéristiques de l'empreinte digitale peuvent être groupées en trois catégories principales : caractéristiques de niveau global, caractéristiques de niveau local et caractéristiques de niveau micro [2].

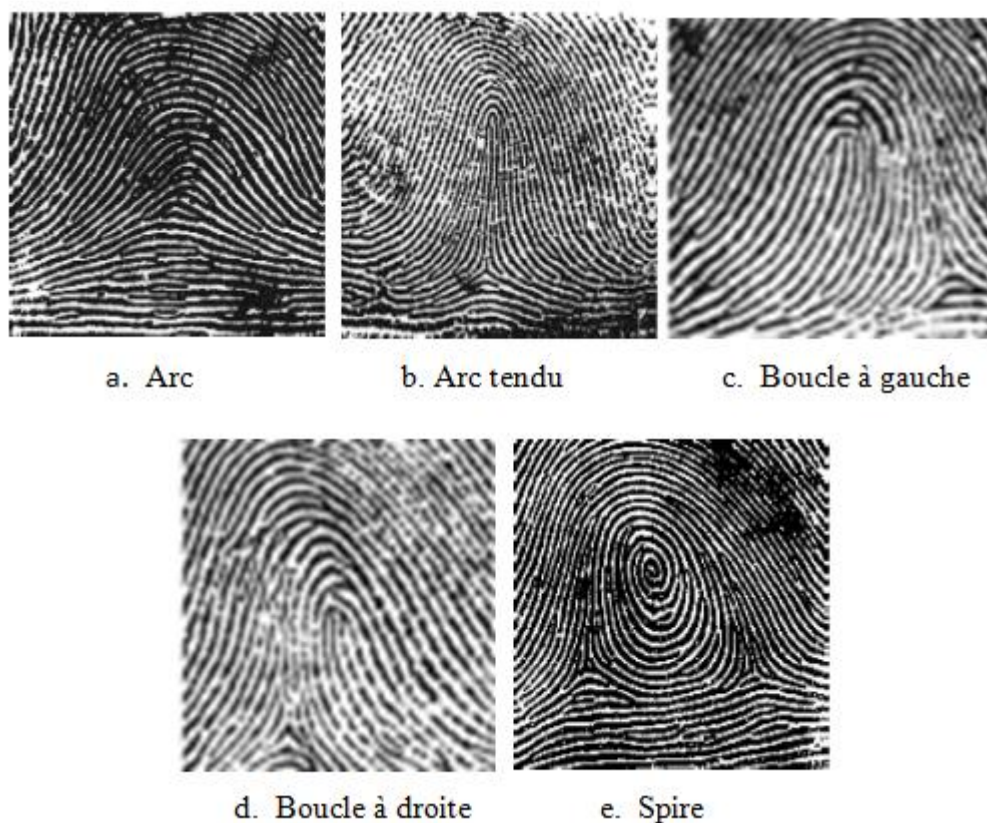
- **Caractéristiques de niveau global:** Ce sont les caractéristiques visibles à la première vue de l'image. Dans le cas de l'empreinte digitale ces caractéristiques sont le centre (core) et le delta. **Le centre** (core ou noyau) peut être défini comme le lieu de courbure maximale des lignes de l'empreinte les plus internes. **Le delta** est le lieu de divergence des lignes les plus internes. Autrement dit, un delta représente le lieu divergence des lignes. D'autres types des caractéristiques globales peuvent être aussi exploités : la forme de l'empreinte digitale, l'image d'orientation, et l'image de fréquence.

Suivant le nombre et la localisation des points delta et centres au niveau d'une empreinte digitale, on peut classer une empreinte dans l'une des trois grandes familles d'empreintes (voir **Figure 2.7**) :

- Les arcs ou les arcs tendus.
- Les boucles à gauche ou à droite.
- Les spirales.

Ces trois familles d'empreintes représentent 95% des doigts humains : 5% pour les arcs tendus, 30% pour les spirales, 60% pour les boucles.

- **Caractéristiques de niveau local** : au niveau local, un important nombre de caractéristiques locales appelées **minuties** peuvent être identifiées. Ces dernières sont de deux types : Bifurcation ou terminaison. Une **bifurcation** est une minutie qui se situe à l'intersection de deux crêtes alors qu'une **terminaison** est une minutie qui se situe à la fin d'une crête.
- **Caractéristiques de niveau micro** : C'est le niveau de détail le plus fin est qui regroupent les différents type de crêtes. La largeur, la forme, contour de ces derniers sont des informations très discriminantes pour les empreintes. Parmi ces caractéristiques on peut détecter des points situés sur les crêtes appelés les **pores** (voir **Figure.2.8**). A ce niveau les résultats d'identification sont intimement liés à la qualité de l'image acquise.



**Figure 2.7.** Les cinq classes des empreintes digitales [14]

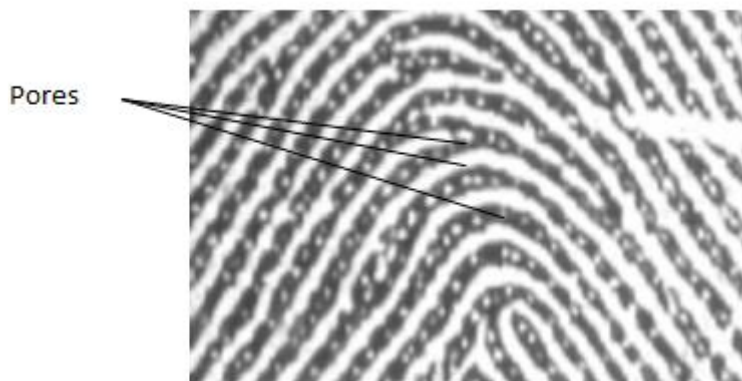


Figure 2.8. Les pores [2]

## 2.6. Architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales

Le problème de reconnaissance des empreintes digitales peut être considéré comme un problème de reconnaissance de formes. Les systèmes dédiés à cette tâche sont alors composés des modules suivants : un module d'acquisition, un module d'extraction des caractéristiques et en fin un module de prise de décision (**Figure.2.9**).

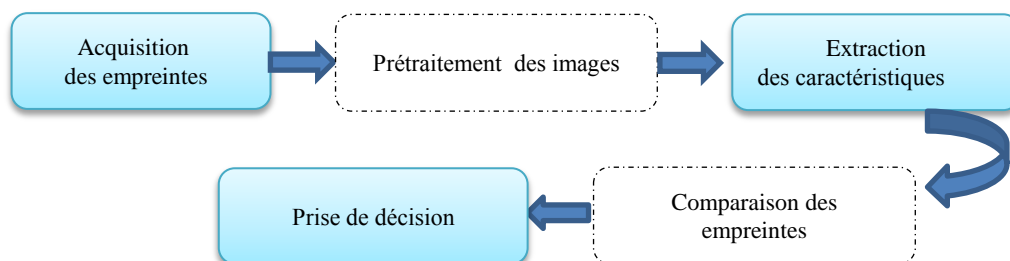


Figure 2.9. Architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales.

Selon les caractéristiques de l'empreinte digitale utilisée, les systèmes de reconnaissance d'empreintes digitales peuvent être classés en deux catégories principales : les systèmes basés sur les minuties et les systèmes basés sur l'image.

### 2.6.1. Systèmes basés sur les minuties

Pour ces systèmes, le processus d'extraction des minuties suit les étapes suivantes :

- Prétraitement des images d'empreintes digitales ;
- Binarisation de l'image en niveau de gris et obtention d'une image binaire;



- Squelettisation de l'image binaire et obtention des crêtes d'épaisseur 1 pixel ;
- Extraction des minuties (terminaison et bifurcation).
- Post-traitement.
- Comparaison

### 2.6.1.1. Prétraitement des images d'empreintes digitales

Il faut bien noter que l'opération la plus importante dans le processus de prétraitement est l'amélioration de la qualité de l'image de l'empreinte digitale, afin d'éliminer le bruit et d'extraire la vraie structure des crêtes. En effet, les performances de l'algorithme d'extraction des minuties dépend à la qualité de l'image de l'empreinte digitale. Dans le cas d'une image claire, les crêtes et les minuties sont facilement détectables, c'est le cas dans l'image de la **Figure 2.10 (a)**. Cependant, dans la pratique, et en raison des états de la peau (par exemple, humide, sèche ou rayée), le bruit, la pression incorrecte du doigt, un pourcentage significatif des images d'empreinte digitale (approximativement 10% [2]) est de mauvaise qualité comme c'est le cas pour les **Figures 2.10 (b et c)**.



**Figure 2.10.** (a) image d'empreinte digitale de bonne qualité, (b) image d'empreinte digitale de moyenne qualité, (c) image d'empreinte digitale de mauvaise qualité [2].

Plusieurs techniques d'amélioration de l'image de l'empreinte digitale ont été proposées dans la littérature :

- L'approche de *Chikkerur* [15] : cette méthode utilise l'analyse de Fourier pour estimer l'orientation des crêtes et l'information locale de fréquence.
- L'approche de *Hong* [16] : cette méthode est basée sur le filtre de Gabor.

- L'approche de *ROM* [17] : cette approche est basée sur un modèle polynôme de régression. L'approche obtient d'abord le modèle global d'orientation dans l'image d'empreinte digitale et raffine ensuite des secteurs avec des singularités.
- L'approche de *Yang* [18] : cette méthode est composée de deux étapes, la première consiste à améliorer la qualité d'image avec un filtre spatial de compensation des crêtes. La deuxième étape consiste à améliorer la qualité d'image dans le domaine fréquentiel.

Une fois l'opération de prétraitement effectuée, et la qualité de l'image améliorée, on passe à la phase binarisation puis la squelettisation de l'image.

### 2.6.1.2. Binarisation

Le processus de binarisation consiste à convertir l'image en niveau de gris en image binaire afin de distinguer les crêtes et les vallées (voir **Figure 2.11**). Les techniques de binarisation sont fondées sur le choix d'un seuil  $M$ . La valeur de chaque pixel de l'image  $P(x, y)$  est alors comparée à ce seuil et si cette valeur est supérieure au seuil le pixel prend la valeur 1 (noir), sinon il prend la valeur 0 (blanc).

Le seuil  $M$  peut être fixé par deux façons différentes :

**Seuillage global** : le seuil ici est fixé dès le départ et la binarisation s'effectue directement après l'étape d'amélioration (filtrage) dont la valeur filtrée obtenue est comparée avec le seuil fixé.

Il existe des approches optimales pour fixer le seuil  $M$  en se basant sur les statistiques de la distribution des niveaux de gris [19].

**Seuillage locale** : le seuil est calculé localement. Pour cela l'image est divisée en plusieurs blocs et pour chaque bloc la moyenne des pixels du bloc est calculée. Afin de binariser le bloc, chaque valeur de pixel est comparée au moyenne (seuil) calculée [20] [21] [22].

Plusieurs méthodes basées sur la binarisation ont été proposées dans la littérature [23] [24] [25] [26].

### 2.6.1.3. Squelettisation

Afin d'extraire l'ensemble des minuties, l'image d'empreinte digitale doit être passée par l'étape de squelettisation [27] [28] [29] pour réduire l'épaisseur de la crête en un seul pixel utilisant des opérateurs morphologiques (Voir **Figure.2.11**).



#### 2.6.1.4. Extraction des minuties

La méthode d'extraction des minuties la plus utilisée est Crossing Number (CN)-Nombre de connexions (NC) [30] [31] [32]. Cette méthode implique l'utilisation de l'image squelettisée de l'empreinte digitale. Les minuties sont extraites en examinant les 8 voisins de chaque pixel.

Supposons que le pixel  $P(x, y)$  est sur une crête squelettisée,  $P_0, P_1, \dots, P_7$  sont ses 8 voisins.

Le pixel  $P(x, y)$  est défini comme :

$$\begin{cases} \text{Terminaison} & \text{si } \left( \sum_{i=0}^7 P_i \right) = 1, \\ \text{Bifurcation} & \text{si } \left( \sum_{i=0}^7 P_i \right) > 2 \end{cases} \quad (2.1)$$

Le nombre  $\sum_{i=0}^8 P_i$  est le Crossing Number (CN).

Les algorithmes d'extraction des minuties basés sur la squelettisation sont itératifs. Ils sont coûteux en calcul et peuvent produire des problèmes tels que les éperons et les ponts. Dans notre travail, on a besoin d'extraire les minuties pour l'alignement des images d'empreintes digitales. Afin d'extraire les minuties, nous avons utilisé l'approche proposée par Chikkerur et al [33] et qui est implémenté dans le Matlab CUBS Fingerprint Toolbox<sup>1</sup>. Dans cette approche l'extraction des minuties n'exige pas l'étape de squelettisation, elle est basée sur la méthode « chain coded contour following ». Cette méthode fournit plusieurs informations sur le contour des crêtes telles que, la courbure, la direction, la longueur, ... etc. comme le contour des crêtes est tracé dans le sens inverse des aiguilles du montre, les minuties sont définies comme des points où le contour a un tour significatif. La terminaison se produit lorsque le contour est tourné à gauche, alors que la bifurcation se produit quand il y a retournement à droite. Mathématiquement, la direction de retournement peut être déterminée en observant le signe du produit croisé des vecteurs entrants et sortants  $P_{ent} = (x_1, y_1)$  et  $P_{sor} = (x_2, y_2)$  de chaque point.

Donc si  $\text{sing}(\overrightarrow{P_{ent}} \times \overrightarrow{P_{sor}}) > 0$ , la minutie est une terminaison, et si  $\text{sing}(\overrightarrow{P_{ent}} \times \overrightarrow{P_{sor}}) < 0$ , la minutie est une bifurcation.

Le retournement est défini comme significatif si l'angle entre les deux vecteurs  $\overrightarrow{P_{ent}}$  et  $\overrightarrow{P_{sor}}$  est  $\leq$  un seuil T. le seuil T est un nombre très proche de 0.

L'angle  $\theta$  est donné comme suit :

$$\theta = \arccos \frac{\overrightarrow{P_{ent}} \times \overrightarrow{P_{sor}}}{|P_{ent}| |P_{sor}|} \quad (2.2)$$

<sup>1</sup> <http://www.cubs.buffalo.edu>

Le résultat d'extraction des minuties est illustré dans la **Figure 2.12**.

#### 2.6.1.5. Post-traitement

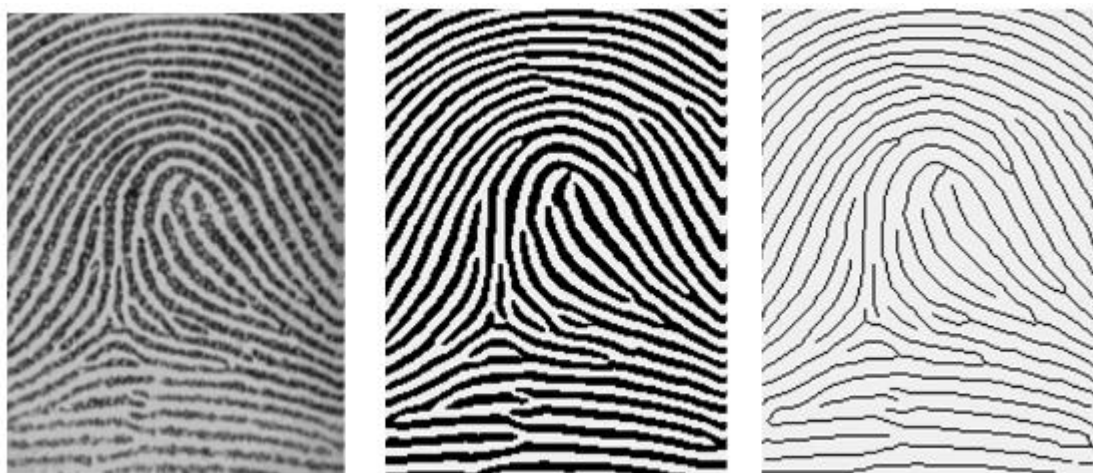
Cette étape consiste à éliminer les fausses minuties qui peuvent être :

**Minuties oubliées** : l'algorithme d'extraction des minuties ne peut pas détecter les vraies minuties existantes sur l'empreinte en raison du bruit et de la structure endommagée des crêtes.

**Minuties ajoutées** : l'algorithme d'extraction peut détecter des non vrais minuties.

Une étape de post-traitement est donc nécessaire pour éliminer les fausses minuties.

D'autres méthodes de détection des minuties travaillent directement sur les images en niveaux de gris. Dans [34] les auteurs proposent une méthode permet d'extraire l'ensemble des minuties à partir de l'image brute et donc éviter les deux étapes binarisation et squelettisation. Cette méthode est basée sur le suivi des crêtes selon le maximum local. En effet, une crête est une ligne de l'image composée d'un ensemble de maxima locaux reliant deux minuties.



**Figure 2.11.** De gauche à droite, image d'empreinte digitale ; image après la binarisation ; image après la squelettisation.

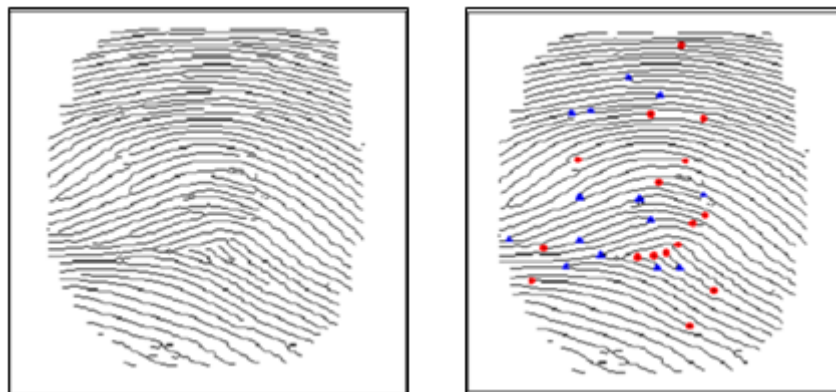


Figure 2.12. Extraction des minuties.

### 2.6.2. Systèmes basés sur l'image

A l'exception des systèmes basés sur les minuties, les systèmes basés sur l'image utilisent autres caractéristiques de l'empreinte digitale que les minuties. Ces caractéristiques sont faciles à extraire et n'ont besoin pas des étapes : binarisation, squelettisation et post-traitement. Parmi ces caractéristiques : Filtre de Gabor, DWT, DCT, WFMT, LBP, HOG, LPQ...etc [35].

- **Filtres de Gabor**

Les descripteurs basés sur les filtres de Gabor [36] [37], capturent les caractéristiques locales des crêtes avec les propriétés sélectives de fréquence et d'orientation dans les domaines spatial et fréquentiel. Un descripteur de texture appelé 'Finger Code' a été proposé. Il utilise les informations locales et globales des crêtes pour représenter l'empreinte digitale. Les caractéristiques sont extraites à partir de la région autour du point core de l'empreinte digitale.

- **Transformé en Ondelettes discrètes (TOD)**

En [38], une méthode basée sur le transformé en ondelette discrète a été présentée. Un vecteur caractéristiques de longueur 12 (48 au total de 4 sous-régions) est obtenu à partir des écarts-types des coefficients de la transformée en ondelette discrète. Le vecteur des caractéristiques représente une approximation de la distribution d'énergie d'image. La comparaison des vecteurs de caractéristiques des empreintes digitales est basée sur la méthode des k-plus proches voisins (KNN).

- **Transformé en Cosinus Discrètes (TCD)**

Les auteurs en [39] ont proposé une méthode utilisant le TCD pour la reconnaissance d'empreintes digitales. Pour extraire les caractéristiques à partir d'une image d'empreinte digitale, une sous-image de  $64 \times 64$  pixels est coupée autour du point core de l'image d'empreinte digitale, et puis divisée pour obtenir quatre sous-images non chevauchées de taille  $32 \times 32$  pixels. Après, la TCD est ensuite appliquée à chaque sous-image pour obtenir un bloc de coefficients TCD de  $32 \times 32$ . Finalement, les écarts-type des coefficients de TCD situés dans six régions prédéfinis sont calculés et utilisés comme vecteur de caractéristiques de taille 6 (24 au total pour quatre sous-régions). L'assortiment d'empreintes digitales est également basé sur KNN avec la distance euclidienne.

- **Le motif binaire local (LBP)**

Nanni & Lumini [40] ont proposé un descripteur d'empreintes digitales basé sur LBP (Local Binary Patterns). LBP (proposé par Ojala et al) [41] est un opérateur de texture locale en niveaux de gris avec une discrimination puissante et une faible complexité de calcul. Pour être comparées, les deux empreintes digitales sont d'abord alignées en utilisant leurs minuties, puis les images sont décomposées en chevauchant plusieurs sous-fenêtres. Les histogrammes LBP sont extraites de chaque sous fenêtre est concaténées pour construire le vecteur caractéristiques final.

- **L'histogramme des gradients orientés (HoG)**

Nanni & Lumini [42] ont aussi proposé un descripteur d'empreintes digitales hybride basé sur HoG. HoG a été d'abord proposé par Dalal & Triggs [43]. L'objectif de ce descripteur est de représenter une image par un ensemble d'histogrammes locaux qui comptent les occurrences d'orientation du gradient dans une cellule locale de l'image. La mise en œuvre de ce descripteur peut être obtenue par le calcul des gradients de l'image, la division de l'image en petites sous-régions; la construction d'un histogramme des directions de gradient et la normalisation des histogrammes.

### 2.6.3. Alignement et comparaison des empreintes digitales

L'appariement d'images d'empreintes digitales est un problème très difficile en raison de la grande variabilité des différentes impressions d'un même doigt (intra-classe variations) [2].

Les principaux facteurs responsables des variations intra-classe sont : déplacement, rotation, bruit, les erreurs d'extraction des caractéristiques, pression, état de la peau ....

Les approches d'appariements des empreintes digitales peuvent être classées en 3 familles :

- *Appariement basé sur une corrélation* : les deux images d'empreintes digitales sont superposées et la corrélation entre les pixels correspondants est calculée pour différents alignements (divers déplacements et rotations) [44] [45].
- *Appariement basé sur les minuties* : c'est la technique la plus populaire et la plus utilisée [46] [47] [48]. Les minuties sont extraites des deux empreintes digitales et stockées sous la forme d'ensembles de points dans le plan bidimensionnel. Cet appariement consiste essentiellement à trouver l'alignement entre les deux images à comparer qui donne le nombre maximal d'appariement des minuties.
- *Appariement basé sur autres caractéristiques que les minuties* : généralement, l'extraction des minuties est très difficile dans les images d'empreintes digitales de mauvaise qualité. Plusieurs autres caractéristiques peuvent être extraites de l'image d'empreinte digitale de manière plus fiable que les minuties telles que l'orientation, la fréquence, la forme de crête, les informations de texture ....) [49] [36]. Les méthodes de cette famille génèrent un vecteur de caractéristiques de chaque empreinte digitale, et calculent la similarité entre les empreintes digitales utilisant ces vecteurs caractéristiques.

Quel que soit la méthode de comparaison des empreintes digitales, une étape d'alignement est nécessaire. Le problème d'alignement consiste à trouver les valeurs de translation ( $\Delta x, \Delta y$ ), rotation ( $\theta$ ) et le changement d'échelle ( $s$ ) (voir **Figure 2.13**).

Généralement, il existe deux façons pour faire l'alignement des empreintes digitales : alignement basé sur les minuties et alignement basé sur le point core de l'empreinte digitale.

Dans notre travail, nous avons utilisé un alignement basé sur les minuties par ce qu'il est la plus utilisée.

Considérons les deux ensembles des minuties suivants :

$$T = \{m_1, m_2, \dots, m_m\} \quad m_i = \{x_i, y_i, \theta_i\} \quad \text{où } i = 1 \dots m$$

$$I = \{m_1, m_2, \dots, m_n\} \quad m_j = \{x_j, y_j, \theta_j\} \quad \text{où } j = 1 \dots n$$

où  $m$  et  $n$  représentent le nombre de minuties dans  $T$  et  $I$  respectivement.

Soit la fonction  $Map(.)$  qui transforme une minutie  $m'$  de  $I$  vers  $m''$  avec un déplacement  $\Delta x$  et  $\Delta y$ , une rotation  $\Delta\theta$  et une échelle  $s$ .

$$Map(m'(x', y', \theta')) = m''(x'', y'', \theta'') \quad (2.3)$$

$$\text{Avec } \begin{pmatrix} x'' \\ y'' \\ \theta'' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta \theta \end{pmatrix} + s \begin{pmatrix} \cos \Delta \theta & \sin \Delta \theta & 0 \\ \sin \Delta \theta & -\cos \Delta \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ \theta' \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

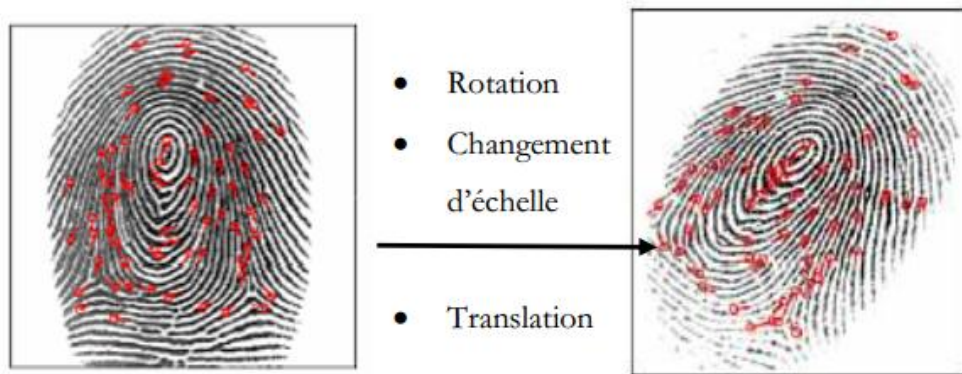


Figure 2.13. Différences entre deux empreintes digitales de même doigt.

Dans notre travail nous avons appliqué l'approche proposée par Tico et Kuosmanen [50] qui utilise un descripteur des minuties basé sur l'orientation pour calculer un score d'appariement entre les deux minuties. L'alignement optimal est obtenu par la sélection de deux minuties comme référence (minutie de l'empreinte sauvegarder dans la base de données et une autre de l'empreinte à identifier) qui maximise le score d'appariement c.-à-d. le score est obtenu en fixant la transformation déterminée par les deux minuties.

## 2.7. Conclusion

En raison de leur unicité, leur persistance, leur simplicité d'acquisition et la disponibilité des dispositifs d'acquisition électroniques, les empreintes digitales sont depuis plusieurs années les plus utilisées dans le domaine de la biométrie. En effet, les caractéristiques qui représentent les empreintes digitales sont uniques pour chaque personne et restent inchangées pendant toute la vie de la personne. Plusieurs caractéristiques de l'empreinte digitale peuvent être extraites et utilisées pour la reconnaissance automatique des individus. Selon ses caractéristiques, on peut distinguer deux types de systèmes de reconnaissance d'empreintes digitales : les systèmes basés sur l'extraction des minuties et les systèmes basés sur des caractéristiques extraites directement de l'image de l'empreinte digitale en niveau de gris (système basé sur l'image elle-même).

Dans le présent travail nous avons développé un système de reconnaissance des empreintes digitales basé sur des caractéristiques extraites directement de l'image de l'empreinte digitale.

# Prétraitement & Extraction des caractéristiques

## Chapitre

## 3

### **Résumé**

*Dans ce chapitre, nous présentons dans un premier temps l'étape de prétraitement de l'image de l'empreinte digitale. Dans un deuxième temps, nous présentons l'étape d'extraction des caractéristiques en donnant une description des méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques: Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ), Histogram of Gradient (HoG) et Binarized Statistical Image Features (BSIF).*

### **3.1. Introduction**

Une empreinte digitale est le dessin formé par les lignes de la peau des doigts, des paumes des mains, des orteils ou de la plante des pieds. Ce dessin se forme durant la période fœtale. Il existe deux types d'empreintes : l'empreinte directe (qui laisse une marque visible) et l'empreinte latente (saleté, sueur ou autre résidu déposé sur un objet). Elles sont uniques et immuables, elles ne se modifient donc pas au cours du temps sauf par accident comme une brûlure par exemple.

L'extraction des caractéristiques est une étape essentielle dans tous les systèmes biométriques. Les images d'empreintes digitales sont très riches en contenu d'information. Généralement, il existe deux types principaux de caractéristiques sur l'image de l'empreinte digitale, le premier type est appelé « caractéristiques globales » qui sont définies par les crêtes et les vallées des empreintes digitales. Ce type de caractéristiques présente la forme globale de l'empreinte digitale et il peut être utilisé pour la classification des empreintes digitales. Le deuxième type de caractéristiques est

présenté par plusieurs points de discontinuités sur les crêtes et les vallées, ces points sont appelés les minuties.

Pas mal de méthodes d'extraction de caractéristiques ont été proposées pour les empreintes digitales. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories principales. Les méthodes de la première classe utilisent les minuties de l'empreinte digitale comme caractéristiques. Les méthodes de la deuxième classe utilisent des caractéristiques extraites directement de l'image de l'empreinte digitale.

Plusieurs méthodes de la deuxième classe ont été proposées dans la littérature. Parmi ces méthodes, les méthodes qui représentent l'image par un histogramme sont les plus utilisées actuellement pour leur simplicité.

Dans ce travail, nous avons utilisé quatre méthodes d'extraction des caractéristiques basées sur une représentation par histogramme : Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ), Histogram of Gradient (HoG) et Binarized Statistical Image Features (BSIF). Dans ce qui suit, nous détaillerons chaque méthode.

### **3.2. Prétraitement**

#### **3.2.1. Amélioration de la qualité de l'image de l'empreinte digitale**

Comme il est mentionné dans la section (1.6.1), l'amélioration de l'image de l'empreinte digitale est une tâche indispensable dans tout système de reconnaissance d'empreintes digitales et surtout dans le cas des images de mauvaise qualité. Donc avant d'extraire les caractéristiques de l'image il est nécessaire d'améliorer sa qualité.

Dans notre travail nous avons utilisé l'algorithme proposé par Chikkerur et al [51]. Cet algorithme est basé sur une transformation de Fourier à court terme (STFT). L'approximation probabiliste de l'orientation et de la fréquence de la crête a été utilisée à la place de la réponse maximale du spectre de Fourier. L'exécution de l'algorithme nous donne comme résultats : l'image d'orientation, l'image de fréquence et le masque de région. L'image améliorée est présentée dans la **Figure 3.1**.

L'algorithme de Chikkerur est donné comme suit :

Algorithme : FFT amélioration

Entrées : Image  $I(x, y)$

Sorties : Image améliorée  $I'(x, y)$ , l'image d'orientation des crêtes  $O(x, y)$ , l'image de fréquence des crêtes



$F(x, y)$ , l'image d'énergie  $E(x, y)$ , l'image de cohérence d'orientation  $C(x, y)$ , masque de région  $R(x, y)$ .

Etape I : l'analyse par STFT

1. Pour chaque bloc chevauchant  $B(x, y)$  de l'image
  - a. Enlever le contenu DC de  $B$ ,  $B=B-\text{avg}(B)$ .
  - b. Multiplier par la fenêtre spectrale  $W$ .
  - c. Effectuer le filtrage racine sur  $F$ .
  - d. Effectuer l'analyse STFT. L'analyse donne les valeurs de  $E(x, y)$ ,  $O(x, y)$ ,  $F(x, y)$ .End pour
2. Lisser l'image d'orientation  $O(x, y)$  par une vectorisation moyenne pour obtenir  $O'(x, y)$ .
3. Effectuer une diffusion isotrope sur l'image de fréquence  $F(x, y)$ .
4. Calculer l'image de cohérence  $C(x, y)$  utilisant  $O'(x, y)$ .
5. Calculer le masque de région  $R(x, y)$  par seuillage de  $E(x, y)$ .

Etape II : amélioration

6. Pour chaque bloc chevauchant  $B(x, y)$  de l'image
  - a. Calculer le filtre angulaire  $F_A$  centré autour  $O(x, y)$  et avec bande passante inversement proportionnelle à  $C(x, y)$ .
  - b. Calculer le filtre radial  $F_R$  centré autour  $F(x, y)$ .
  - c. Filtrer le bloc dans le domaine fréquentiel,  $F=F*F_R*F_A$
  - d. Calculer le bloc amélioré  $B'(x, y)=\text{IFFT}(F)$End pour
7. Reconstruire l'image améliorée en composant les blocs améliorés  $B'(x, y)$ .

### 3.2.2. Extraction de la région d'intérêt

Afin d'extraire les caractéristiques de l'empreinte digitale, une région de taille 100x100 pixels a été coupé autour du point core (pour réduire la complexité de calcul) (voir **Figure 3.2**).

Plusieurs algorithmes ont été proposés dans la littérature pour détecter le point centrale (core). Dans [52], une méthode pour la détection du point core de l'empreinte digitale a été proposée. Cette dernière est basée sur l'algorithme de Least Mean Square. En [53], les auteurs ont proposé une nouvelle méthode pour la détection du point core basée sur les images d'orientation et de contours. A partir de l'image de contours, une région où le contour fait une courbure maximale a été détectée. Le point core est défini comme un point placé sur la partie la plus basse de la région du contour

maximale. En [54] les auteurs proposent une nouvelle méthode de localisation du point core dans le cas des images d'empreintes digitales de mauvaise qualité. La méthode proposée par Anil K J et al en [36] est basée sur l'analyse de résolution multiple des champs d'orientation. Dans notre travail, nous avons utilisé la méthode proposée par Anil K J et al. L'algorithme est donné comme suit :

1. Estimation de l'image d'orientation  $\theta$  [55] en utilisant une fenêtre  $w \times w$ .
2. Amélioration de l'image d'orientation avec un filtre passe-bas.
3. Calcul de l'image  $\varepsilon$  qui contient seulement les composants sinus de l'image d'orientation améliorée.
4. Initialisation de l'image  $\mathcal{A}$ , une image d'étiquette pour indiquer le point core.
5. Pour chaque pixel  $(i, j)$  de l'image  $\varepsilon$ , les intensités des pixels ( le composant sinus de l'orientation) sont intégrées dans les régions  $R_I$  et  $R_{II}$  (voir **Figure 3.3**) et affectées au pixels correspondants dans  $\mathcal{A}$  les valeurs de ses différences.

$$\mathcal{A}(i, j) = \sum_{R_I} \varepsilon(i, j) - \sum_{R_{II}} \varepsilon(i, j) \quad (3.1)$$

Les régions  $R_I$  et  $R_{II}$  (voir **Figure 3.3**) sont déterminées expérimentalement par l'application de l'algorithme de la localisation du point core sur une grande base de données.

6. Trouver la valeur maximale dans  $\mathcal{A}$  et affecter ses coordonnées au point core.
7. Répéter les étapes de 1 à 6 pour un nombre fixe de fois en utilisant une fenêtre de taille  $w \times w$ .



**Figure 3.1.** Image d'empreinte digitale brute et l'image améliorée correspondante.

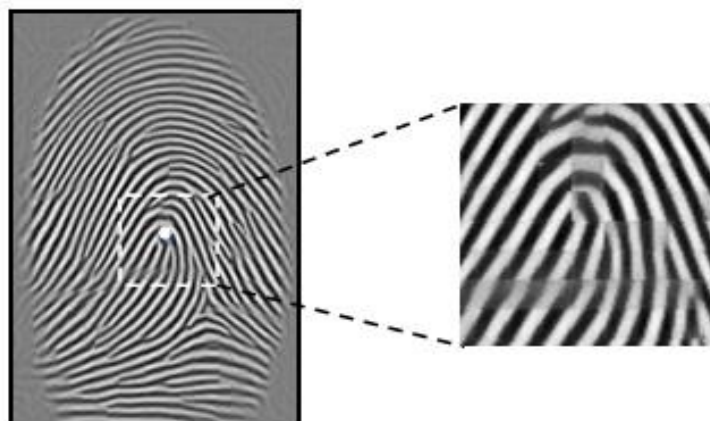


Figure 3.2. L'image d'empreinte digitale et l'image recadrée (100x100 pixels).

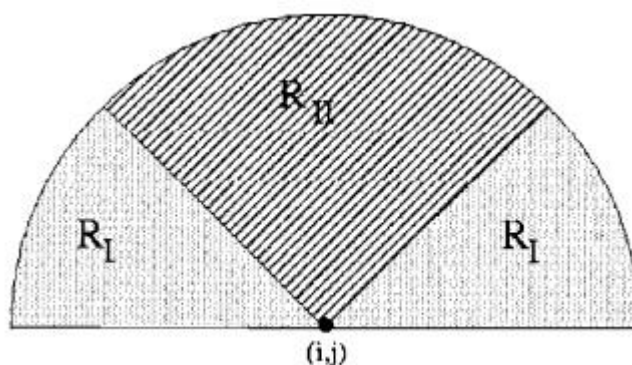


Figure 3.3. Les régions d'intégration des pixels de  $\epsilon$  pour  $\mathcal{A}(i,j)$

### 3.3. Extraction des caractéristiques

Après la détection du point core et l'extraction de la région d'intérêt (RI), cette dernière est divisée en 4 sous régions de taille 50x50 pixels afin d'extraire les caractéristiques utiles à partir de chaque sous-région.

Dans cette section, nous donnons une description de plusieurs descripteurs utilisés dans ce travail pour l'extraction des caractéristiques, comme : Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ), Histogram of Gradient (HoG) et Binarized Statistical Image Features (BSIF).

La figure suivante (**Figure 3.4**) illustre les étapes d'extraction des histogrammes LBP, LPQ, BSIF et HoG de l'image de l'empreinte digitale.

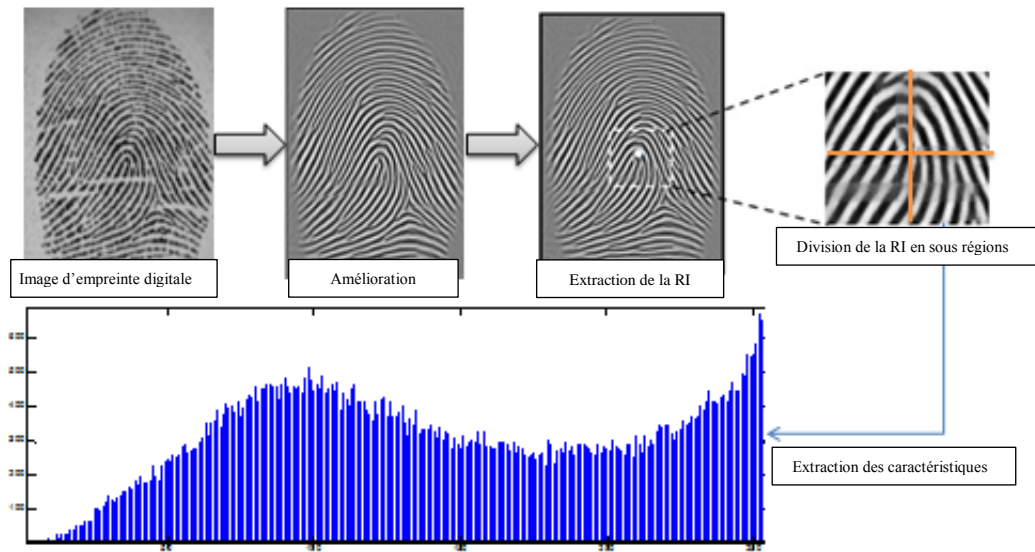


Figure 3.4. Extraction des caractéristiques LBP

### 3.3.1. Local Binary Patterns (LBP)

Initialement, l'opérateur LBP a été produit par Ojala et al [41]. Il utilise le voisinage 3x3 de chaque pixel pour calculer la valeur LBP de ce pixel en utilisant sa valeur comme seuil. Si un pixel voisin a une valeur de gris plus grande que le pixel central, un élément binaire 1 est affecté à ce pixel, sinon il obtient un code binaire 0. Le code LBP pour le pixel central est ensuite produit en concaténant les huit 1s ou 0s pour obtenir une chaîne binaire. Le code LBP qui est compris entre 0 et 255 représente la valeur décimale du code binaire. Un exemple de LBP original est illustré dans la Figure 3.5.

L'opérateur peut également être étendu pour utiliser des voisins de différentes tailles (voir la Figure 3.6). Pour ce faire, on définit un voisin circulaire désigné par  $(P, R)$ , où  $P$  est le nombre de points d'échantillonnage et  $R$  est le rayon du voisinage. Ces points d'échantillonnage autour du pixel  $(x, y)$  se situent à des coordonnées:

$$(x_p, y_p) = \left( x + R \cos \left( \frac{2\pi p}{P} \right), y - R \sin \left( \frac{2\pi p}{P} \right) \right) \quad (3.2)$$

La valeur du pixel est bi-linéairement interpolée si le point d'échantillonnage ne tombe pas dans des coordonnées entières. Le code LBP pour le pixel central  $(x, y)$  de l'image  $f(x, y)$  est obtenu par :

$$LBP_{P,R}(x,y) = \sum_{p=0}^{P-1} s(f(x,y) - f(x_p, y_p)) 2^p \tag{3.3}$$

Où  $s(z)$  est la fonction de seuillage :

$$s(z) = 1 \text{ si } z \geq 0 \text{ et } s(z) = 0 \text{ autrement.}$$

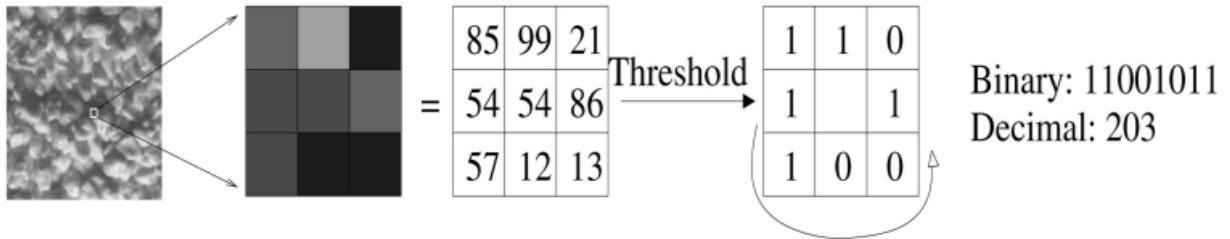


Figure 3.5. Le LBP original.

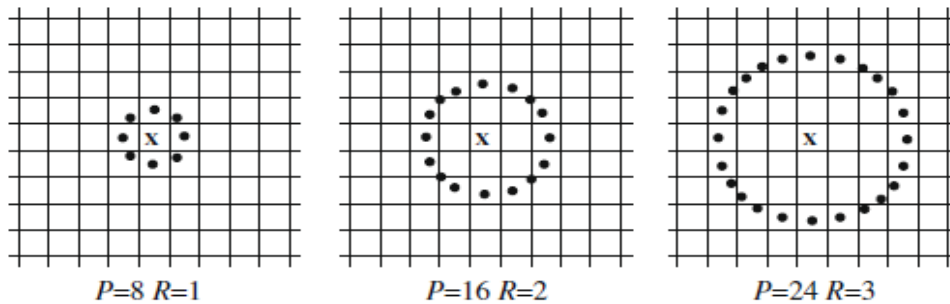


Figure 3.6. Trois voisins circulaires: (8, 1), (16, 2), (24, 3). [40]

Plusieurs travaux sont basés sur le descripteur LBP dans le domaine de la reconnaissance des empreintes digitales. En [40] Loris Nanni et Alessandra Lumini ont proposé un nouveau système de reconnaissance des empreintes digitales basé sur LBP. Pour être comparées, les deux empreintes digitales doivent être tout d’abord alignées en utilisant leurs minuties, puis décomposées en plusieurs sous-fenêtres chevauchantes. Les histogrammes LBP sont donc extraits de chaque sous-fenêtre et concaténées pour construire un vecteur de caractéristiques utilisé pour la comparaison des empreintes digitales. En [56], les auteurs utilisent le descripteur LBP pour identifier les empreintes digitales incomplètes. En [57], les auteurs ont utilisés le descripteur LBP pour la classification du genre (gender classification). Le LBP est utilisé aussi pour la reconnaissance d’iris [58], empreinte palmaire [59], visage [60], ...etc.

### 3.3.2. Local Phase Quantization (LPQ)

Ce descripteur a été d'abord proposé par Ojansivu et Heikkila [61] comme descripteur de texture. Pratiquement, il a été montré que ce descripteur est très robuste au flou. Les performances de ce descripteur dépassent celles de l'opérateur LBP en classification de texture [61]. L'idée principale de ce descripteur est la quantification de la phase de la transformée de Fourier au niveau des voisins locaux.

En traitement de l'image, le flou spatial d'une image est représenté par une convolution entre cette image et une fonction d'écartement de point (PSF) du flou. Dans le domaine fréquentiel, cela peut être exprimé par:  $G = F \cdot H$ , où  $G$ ,  $F$  et  $H$  sont les transformées de Fourier discrètes (DFT) de l'image floue, de l'image originale et du PSF respectivement.

En considérant uniquement la phase du spectre, la relation devient une somme  $\angle G = \angle F + \angle H$ . Lorsque le PSF du flou est centralement symétrique, sa transformée de Fourier est toujours réelle, c'est-à-dire  $\angle H \in \{0, \pi\}$ . En outre, la forme d'un PSF régulier est proche d'une fonction gaussienne ou une fonction *Sinc*, ce qui garantit qu'au moins les valeurs de basse fréquence de  $H$  soient positives. Dans LPQ, la phase est examinée dans les quartiers locaux  $\mathcal{N}_x$  à chaque position de pixel  $x = [x_1, x_2]^T$  de l'image  $(x)$ . Ces spectres locaux sont calculés en utilisant un STFT discret défini par [41].

$$F(u, x) = \sum_y f(y) w_R(y - x) e^{-j2\pi u^T y} \quad (3.4)$$

Où  $u$  est la fréquence, et  $w(x)$  est une fonction de fenêtre définissant le voisinage  $\mathcal{N}_x$ . Dans le cas de LPQ régulier,  $w_R$  est un rectangle  $\mathcal{N}_R \times \mathcal{N}_R$  donné comme  $w_R(x) = 1$  si  $|x_1|, |x_2| < \mathcal{N}_R / 2$  et 0 autrement.

Les coefficients locaux de Fourier sont calculés à quatre points de fréquence  $u_1 = [a, 0]^T$ ,  $u_2 = [0, a]^T$ ,  $u_3 = [a, a]^T$ , et  $u_4 = [a, -a]^T$ , où  $a$  est un petit scalaire pour satisfaire  $H(u_i) > 0$ . Pour chaque position de pixel, il en résulte un vecteur [62].

$$F(x) = [F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)] \quad (3.5)$$

L'information de phase dans les coefficients de Fourier est enregistrée en observant les signes des parties réelles et imaginaires de chaque composant dans  $F(x)$ . Cela se fait en utilisant une simple quantification scalaire

$$q_j = \begin{cases} 1, & \text{si } g_j \geq 0 \\ 0, & \text{autrement,} \end{cases} \quad (3.6)$$

Où  $g_j$  est la  $j^{\text{ème}}$  composante du vecteur

$$G(x) = [\text{Re}\{F(x)\}, \text{Im}\{F(x)\}] \quad (3.7)$$

Les huit coefficients binaires  $q_j$  résultants sont représentés par des valeurs entières comprises entre 0 et 255. Enfin, un histogramme de ces valeurs de toutes les positions est composé et utilisé comme vecteur caractéristique de taille 256 bins pour classification [61].

Le descripteur LPQ est utilisé comme méthode d'extraction des caractéristiques dans plusieurs systèmes biométriques. En [63], les auteurs ont utilisés le descripteur LPQ pour déterminer si les empreintes digitales sont réelles ou fausses. En [64], un système de reconnaissance des visages flous basé sur le descripteur LPQ a été développé. En [65], les auteurs ont développé un système de reconnaissance de l'iris utilise une méthode d'analyse d'histogramme basé sur le descripteur LPQ.

### 3.3.3. Histogram of Gradients (HoG)

Le descripteur HoG a été d'abord proposé par Dalal et Triggs [43] en tant que descripteur d'image pour la détection humaine. L'idée fondamentale de ce descripteur est que l'aspect et la forme des objets locaux peuvent souvent être caractérisés plutôt par la distribution de l'intensité des gradients locaux. Le descripteur HoG est basé sur l'évaluation des histogrammes locaux des orientations de gradient d'image dans une grille dense. Le calcul du gradient est une étape critique dans la formation de ce descripteur. La précision des orientations calculées et les histogrammes dépendent de cette étape et les résultats sont donc étroitement liés à la méthode utilisée pour calculer le gradient dans l'image (Robert, Sobel, Prewitt ...). Parmi toutes les méthodes, nous avons utilisé l'opérateur Sobel choisi aussi dans [43]. L'opérateur transforme simplement l'image  $I$  par une convolution avec des filtres de gradient 3x3 horizontal et vertical  $F_x$  et  $F_y$ :

$$F_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, F_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

En regroupant les deux images dégradées  $G_x = F_x * I$  et  $G_y = F_y * I$  dans une image complexe  $G = G_x + iG_y$ , les images d'orientation locale et de grandeur de  $G$  peuvent être calculées comme suit:

$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \text{ et } \theta = \text{Arctan}\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \tag{3.8}$$

L'histogramme HoG 1-D de  $G$  est ensuite obtenu en divisant l'image en petites fenêtres appelées cellules. L'histogramme HoG est défini par la répartition de l'amplitude de  $G$  en fonction des bins d'orientation. Les bins représentent la quantification des orientations de gradient et chaque cellule possède ses propres bins. Pour chaque cellule, chaque pixel a une amplitude de gradient qui accumule la distribution des gradients au bin correspondant à sa valeur d'orientation [43]. La concaténation de ces histogrammes donne l'histogramme HoG. Par exemple, si le nombre de bins d'orientation espacés de  $0^\circ$  à  $180^\circ$  est de 9 ( $180^\circ / 20^\circ$ ) et si l'image est divisée en cellules  $3 \times 4$  (12 est le nombre total de cellules), on obtient un histogramme de  $G$  avec  $3 \times 4 \times 9 = 108$  bins. Enfin, ces histogrammes sont normalisés par  $\sqrt{\text{L2}}$  comme indiqué dans [43].

L'histogramme des gradients orientés a été appliqué avec succès dans plusieurs domaines de recherche et surtout dans la biométrie. Nanni et Lumini [42] ont proposé un descripteur hybride d'empreintes digitales basé sur l'histogramme des gradients orientés. En [66], un système de détection des fausses empreintes digitales basé sur le descripteur HoG a été proposé. Ce descripteur a été aussi appliqué pour la reconnaissance du visage [67] et aussi pour l'extraction des caractéristiques de l'iris [68].

### 3.3.4. Binarized Statistical Image Features (BSIF)

BSIF est un nouveau descripteur, récemment proposé par Kannla & Rahtu pour la classification de la texture et la reconnaissance du visage [69]. L'idée fondamentale de ce descripteur est que, au lieu d'utiliser des filtres manuels tels que dans le descripteur LBP et LPQ, le BSIF est basé sur des filtres obtenus par un apprentissage automatique d'un petit ensemble d'images naturelles. La valeur de chaque bit dans la chaîne de code binaire BSIF est calculée en binarisant la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil fixe.

Étant donné un patch d'image  $X$  de taille  $l \times l$  pixels et un filtre linéaire  $W_i$  de même taille, la réponse du filtre  $s_i$  est obtenue par

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u, v)X(u, v) = w_i^T x \quad (3.9)$$

Où les vecteurs  $w$  et  $x$  contiennent les pixels de  $W_i$  et  $X$ .



La caractéristique binarisée  $b_i$  est obtenue en définissant  $b_i = 1$  si  $s_i > 0$  et  $b_i = 0$  si  $s_i \leq 0$  [69].

Les filtres  $W_i$  sont appris en utilisant l'analyse des composants indépendants (ICA) en maximisant l'indépendance statistique de  $s_i$ . Un exemple de filtres acquis obtenu avec  $l = 7$  et  $n = 8$ , où  $l$  est la taille du filtre et  $n$  la longueur de la chaîne de bits est illustré à la **Figure 3.8** [69].

Dans ce travail, nous avons utilisé les mêmes filtres tirés d'un ensemble de 13 images naturelles fournies par les auteurs (voir **Figure 3.7**) [69] [70].

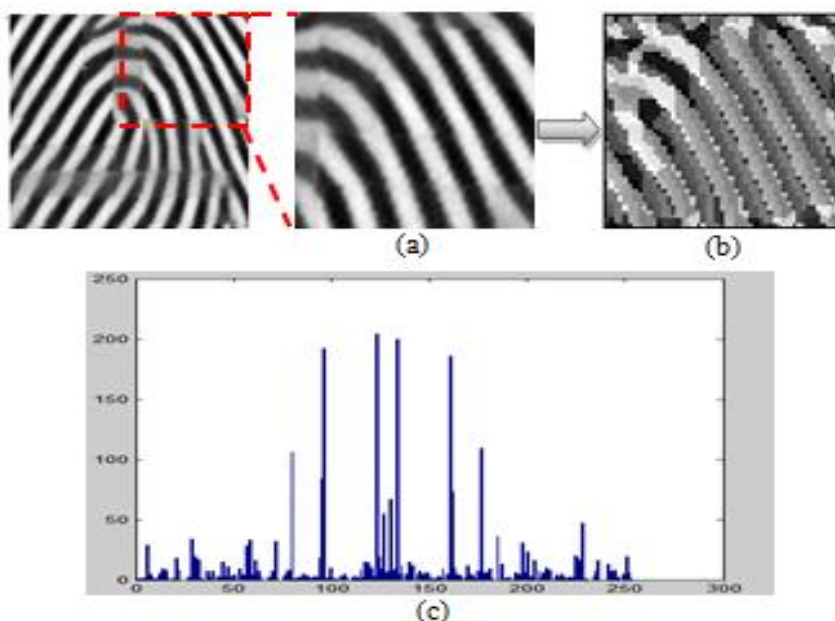


**Figure 3.7.** 13 images naturelles utilisées pour la formation des Filtres  $w_i$ .



**Figure 3.8.** Filtres d'apprentissage avec ( $l = 7$  et  $n = 8$ ) [69].

Le descripteur BSIF indiqué précédemment dépend de deux paramètres qui sont la taille de la fenêtre du filtre et le nombre de bits représentant la chaîne du code binaire. Ainsi, le nombre de bits détermine le nombre de caractéristiques extraites. Si la chaîne de code binaire est représentée avec 8 bits, nous obtenons un vecteur de caractéristiques de 256 bins, ce qui signifie un histogramme de caractéristiques BSIF de 256 bins (**Figure 3.9 (c)**).



**Figure 3.9.** Extraction des caractéristiques BSIF: (a) fenêtre de taille 50x50 pixels, (b) image BSIF, (c) histogramme BSIF (256 bins).

En [71], Ghiani L et al ont appliqué le descripteur BSIF pour déterminer si les empreintes digitales sont réelles ou fausses. En [72] et [73] ont utilisé le BSIF pour extraire les informations pour un système de reconnaissance des empreintes digitales. En [74] le descripteur BSIF est utilisé comme méthode d'extraction de caractéristiques pour la vérification de l'iris et de la péri-oculaire. En [75], un nouvel algorithme pour la reconnaissance des expressions faciales a été proposé. Cet algorithme est basé sur le descripteur BSIF. Un système robuste de vérification des empreintes palmaire a été proposé par Raghavendra et al [76].

### **3.4. Conclusion**

Les méthodes qui représentent l'image de l'empreinte digitale par un histogramme sont récemment très utilisées en raison de leur simplicité d'utilisation. Dans notre travail, nous avons utilisé quatre descripteurs différents. Le principe de leur utilisation est basé généralement sur la concaténation des histogrammes extraits de plusieurs blocs pour obtenir un vecteur caractéristique final utilisé dans la tâche de comparaison. La taille de ce vecteur dépend du nombre de blocs et de paramètres du descripteur. Par exemple, dans le cas du descripteur LBP originale, si on divise l'image en 10 blocs on obtient un histogramme de taille  $10 \times 256 = 2560$  bins, ce qui conduit à certain problème qui affectent les performances du système en termes de capacité mémoire, taux de reconnaissance, complexité de calcul, ....etc. pour cela il est préférable de réduire la taille du vecteur caractéristique.

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation du domaine de la réduction de la dimensionnalité, principe de fonctionnement, ... etc.

# Réduction de la dimensionnalité

## Chapitre

# 4

### **Résumé**

*Dans ce chapitre, nous détaillons plusieurs notions concernant la réduction de la dimensionnalité. Premièrement, nous allons donner une définition de la sélection des caractéristiques. Par la suite, nous aborderons les principales étapes du processus de la sélection des caractéristiques. Après ; nous détaillerons les deux principales notions de la théorie de l'information : l'entropie et l'information mutuelle. Enfin, nous présenterons les cinq méthodes de sélection des caractéristiques basées sur l'information mutuelle qui sont utilisées dans le présent travail.*

### **4.1. Introduction**

En raison de la multiplication des données dans la plupart des systèmes biométriques, la réduction de la dimensionnalité devient de plus en plus indispensable. Généralement dans les systèmes biométriques, les modalités biométriques sont modélisées par des vecteurs de caractéristiques. Ces derniers peuvent être de grande dimension ce qui introduit des difficultés à plusieurs niveaux comme la complexité du système, le temps de calcul et l'espace- mémoire. Une méthode de réduction de la dimensionnalité a pour objet de trouver une nouvelle représentation des données initiales dans un espace réduit. Généralement les méthodes de réduction de la dimensionnalité sont regroupées en deux catégories :

- Les méthodes d'extraction (transformation) qui consistent à représenter l'ensemble initial des données par un nouvel ensemble plus réduit, construit à partir d'un nouvel ensemble de caractéristiques obtenus par une transformation de l'ensemble de caractéristiques initial.

- Les méthodes de sélection qui consistent à sélectionner seulement les caractéristiques les plus pertinentes à partir d'un ensemble de données modélisant la modalité biométrique.

Dans l'étape classification d'un système biométrique, l'utilisation d'un ensemble réduit de caractéristiques par une transformation d'espace nécessite une grande capacité de mémoire et plus de temps de calcul par rapport aux caractéristiques obtenues par les méthodes de sélection [77]. Ainsi, dans le présent travail, nous avons appliqué les méthodes de sélection des caractéristiques pour sélectionner les bins d'histogrammes qui représentent les caractéristiques de Binarized Statistical Image Features (BSIF), Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ) et Histogram of Gradients (HoG).

## **4.2. Réduction basée sur une sélection des caractéristiques**

La réduction de la dimensionnalité est une étape indispensable dans la plupart des systèmes de reconnaissance de forme. Dans une base de données de grande taille, il est préférable de se concentrer seulement sur l'information la plus pertinente pour une meilleure compréhension des données. La sélection d'un ensemble de caractéristiques améliore considérablement les performances de classification. Cependant, l'évaluation exhaustive de l'espace des caractéristiques est prohibitive, en raison de la malédiction de la dimensionnalité [78].

Les méthodes de sélection des caractéristiques sont divisées en deux catégories qui sont "Wrappers" et "Filters". Les méthodes Wrappers recherchent l'espace des sous-ensembles de caractéristiques, en utilisant la précision des phases apprentissage/test d'un classifieur particulier comme mesure de pertinence pour un sous-ensemble candidat. En conséquence, les phases d'apprentissage et de test doivent être construites chaque fois qu'un sous-ensemble de caractéristiques est sélectionné, ce qui entraîne un coût de calcul très énorme. Ce coût dépend aussi fortement de la taille de la base de données. En outre, les caractéristiques sélectionnées par les méthodes Wrappers sont bien adaptées au classifieur utilisé, mais elles ne sont certainement pas valides si le classifieur est modifié. En revanche, les méthodes Filters évaluent le sous-ensemble des caractéristiques indépendamment du classifieur. Les caractéristiques sélectionnées peuvent être utilisées pour modéliser n'importe quel classifieur. Pour toutes ces raisons, nous avons choisi dans ce travail d'utiliser les méthodes Filters qui sont les plus utilisées dans le cas de sélection à partir des vecteurs de caractéristiques de grande dimension et dans le cas de grandes bases de données [79] [80].

#### 4.2.1. Définition de la sélection des caractéristiques

La sélection des caractéristiques (attributs, features) est le processus qui consiste à identifier ou chercher les caractéristiques pertinentes et éliminer les caractéristiques non pertinentes, redondantes ou bruitées.

Plusieurs définitions de la sélection des caractéristiques ont été trouvées dans la littérature. Dans [81], la définition de la sélection des caractéristiques est donnée comme suite : considérant un ensemble de caractéristiques de dimension  $N$ , le processus de sélection consiste à choisir le sous-ensemble de dimension  $M$  tel que  $M < N$ , permettant un taux d'erreur de classification le plus faible.

Dans [82], Dash a proposé de répartir et identifier les techniques de sélection de caractéristiques en quatre classes différentes selon la fonction objectif visée [83] :

1. Idéalisée "*Idealized*" : Cherche le sous-ensemble de dimension minimale qui est nécessaire et suffisante pour aboutir à l'objectif fixé [84].
2. Classique "*Classic*" : trouver un sous-ensemble de  $M$  caractéristiques à partir d'un ensemble de  $N$  caractéristiques (avec  $M < N$ ), tel que une fonction de critère soit optimisée sur tous les sous-ensembles de taille  $M$  [85].
3. Améliorer la précision de prédiction "*Improving prediction accuracy*" : la sélection des caractéristiques consiste à chercher un sous-ensemble de ces caractéristiques dans le but d'améliorer la précision de la prédiction ou diminuer la taille de la structure sans diminution significative de la précision de prédiction du classifieur conçu en utilisant seulement les variables sélectionnées.
4. Approximer la distribution originale de classe "*Approximating original class distribution*": l'objectif de la sélection des caractéristiques consiste à sélectionner le sous-ensemble tel que la distribution des classes résultantes basée seulement sur les valeurs des caractéristiques sélectionnées, soit aussi proche que possible de la distribution des classes originales basée sur l'ensemble complet des caractéristiques. Ces deux dernières approches sont reprises par Koller et Sahami dans [86].

Dans [82], le processus de sélection des caractéristiques se base sur quatre étapes (voir **Figure 4.1**):

- une procédure de génération permet d'explorer les différents sous-ensembles de caractéristiques candidats à la sélection,
- Une étape d'évaluation permet de comparer les différents sous-ensembles de caractéristiques et de choisir le meilleur selon un critère d'évaluation,

- Une procédure d'arrêt consiste à stopper la procédure de recherche ou de relancer une nouvelle procédure de recherche selon un critère d'arrêt,
- Une procédure de validation consiste à vérifier si le sous-ensemble sélectionné est pertinent.

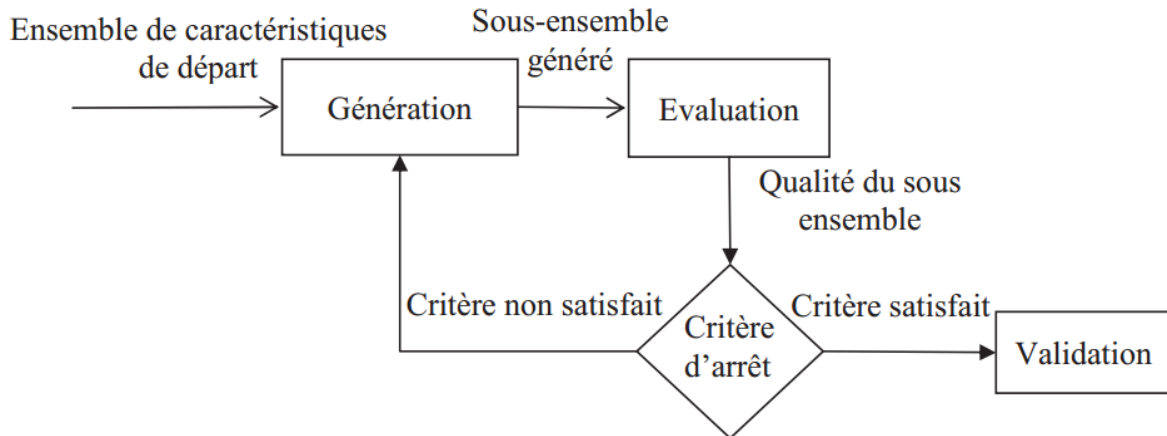


Figure 4.1. Représentation graphique du processus de sélection [82]

#### 4.2.1.1. Procédure de génération

La procédure de génération consiste à générer les sous-ensembles de caractéristiques candidats à évaluer, à partir de l'ensemble de  $N$  caractéristiques de départ. Cette procédure est exhaustive et très coûteuse si on considère les  $2^N - 1$  candidats possibles. Ainsi, des méthodes heuristiques ou aléatoires sont proposées dans le but de réduire l'espace de recherche et la complexité de calcul. Les méthodes de génération des sous-ensembles peuvent être subdivisées en trois catégories : génération complète, heuristique et aléatoire [87].

Les méthodes de génération heuristiques sont généralement des méthodes de sélection séquentielles ascendante (SFS- Sequential Forward Selection) ou descendante (SBS- Sequential Backward Selection). Ces méthodes basées sur des algorithmes itératifs sélectionnent une caractéristique pertinente ou suppriment une caractéristique non utile à chaque itération. La selection SFS commence par un ensemble vide de caractéristiques et à chaque fois ajoute une nouvelle caractéristique. Par contre, la selection SBS commence par l'ensemble initial des caractéristiques et à chaque fois supprime une caractéristique moins pertinente [80].

#### 4.2.1.2. Évaluation des caractéristiques

L'étape d'évaluation des sous-ensembles générés est une tâche très importante dans la procédure de sélection. Elle permet de mesurer la pertinence d'une caractéristique ou d'un sous ensemble de caractéristiques généré pour expliquer une variable que l'on souhaite comprendre. Un sous ensemble de caractéristiques est jugé optimal ou quasi optimal par rapport un critère ou une

fonction d'évaluation (pertinence). L'évaluation des caractéristiques est basée sur deux ensembles de méthodes : Wrappers et Filters. Dans les méthodes Wrappers [79], la performance est habituellement mesurée en termes de taux de classification obtenu sur une base de données de test, c'est-à-dire que le classificateur est utilisé comme une boîte noire pour évaluer les caractéristiques. Ainsi, ces techniques puissent aboutir à une bonne généralisation, le coût de calcul dans l'étape d'apprentissage qui se répète plusieurs fois devient prohibitif pour un ensemble de caractéristique de grand dimension. Le fonctionnement des méthodes Filters [88] est indépendant du classifieur. Ces méthodes utilisent une mesure indépendante de l'algorithme d'apprentissage pour évaluer l'ensemble des caractéristiques. Parmi les mesures de pertinences le plus utilisée dans les méthodes Filters est celle basé sur l'information mutuelle [89].

### 4.2.1.3. Critère d'arrêt

Généralement, la procédure de génération a besoin de s'arrêter pour éviter une recherche exhaustive des sous-ensembles et réduire le temps de calcul. Ainsi, Plusieurs critères d'arrêt ont été proposés dans la littérature [85] [90] [91] [77].

Le critère d'arrêt peut dépendre de la procédure de recherche ou bien de la mesure d'évaluation [85]. Dans le premier cas, le critère d'arrêt consiste soit à prédéfinir la taille du sous-ensemble à sélectionner, soit à fixer un nombre fixe d'itérations de l'algorithme de sélection de caractéristiques. Dans le deuxième cas, le critère d'arrêt consiste soit à évaluer la différence de qualité entre deux ensembles, soit à fixer un seuil à atteindre par la fonction d'évaluation [92].

Généralement, dans le cas des méthodes de sélection séquentielle de type Forward, la procédure de sélection s'arrête lorsqu'aucune des caractéristiques restantes n'améliore pas la qualité du sous ensemble au sens du critère d'évaluation.

### 4.2.1.4. Procédure de validation

Cette étape proposée par [82], consiste à valider la pertinence des sous-ensembles de caractéristiques sélectionnés en effectuant des tests sur une base de données synthétiques ou réelles, pour une tâche de classification ou une tâche de régression. Plus particulièrement, le fonctionnement d'une tâche de classification se base sur une phase d'apprentissage et une phase de test. Ainsi, une base de données d'apprentissage et une autre de test sont nécessaires pour effectuer cette validation. Généralement, la validation consiste à prendre en considération la précision de classification comme une mesure de performances.



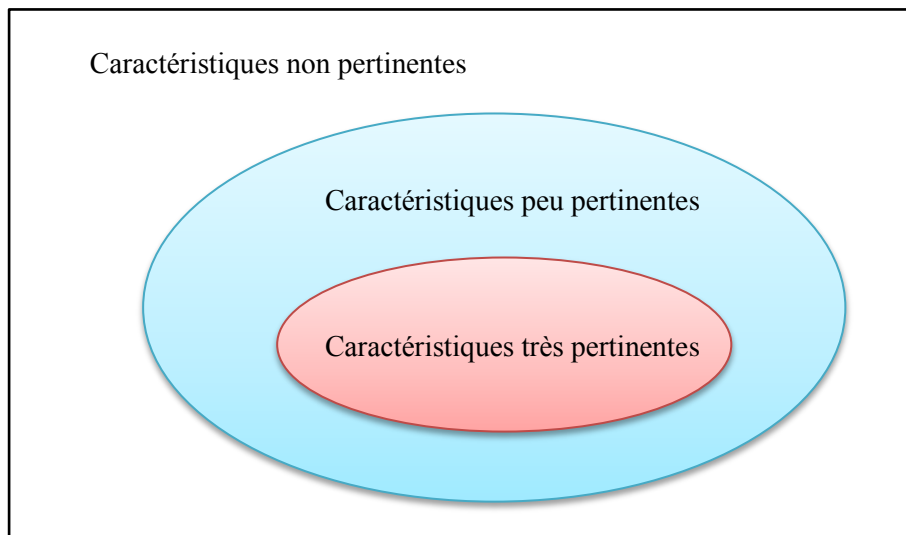
#### 4.2.2. La pertinence d'une caractéristique

La performance d'un système de classification dépend toujours de l'ensemble de caractéristiques qui le modélisent. L'existence des caractéristiques redondantes ou non pertinentes peut dégrader certainement cette performance. Plusieurs définitions de la pertinence d'une caractéristique ont été proposées dans la littérature. Parmi les définitions les plus couramment utilisées on a celle proposée par John et all [93] . Selon cette définition, une caractéristique est classée comme étant très pertinente, peu pertinente et non pertinente (voir **Figure 4.2**).

**Très pertinente** : Une caractéristique est considérée comme très pertinente si son absence entraîne une dégradation significative des performances du système de classification.

**Peu pertinente** : Une caractéristique est dite peu pertinente si elle n'est pas "très pertinente".

**Non pertinente** : Les caractéristiques non pertinentes représentent les caractéristiques qui ne sont ni "peu pertinentes" ni "très pertinentes". Ces caractéristiques doivent être supprimées de l'ensemble de caractéristiques initial.



**Figure 4.2.** Espace de caractéristiques avec des caractéristiques très et peu pertinentes.

Parmi les caractéristiques non pertinentes, on pourrait trouver des caractéristiques redondantes et des caractéristiques bruitées. Les deux pourraient détériorer la performance de la classification.

Une autre classification des caractéristiques se compose de :

- *Caractéristiques pertinentes*: sont des caractéristiques qui ont des informations sur la classe.
- *Caractéristiques redondantes*: ces caractéristiques peuvent être supprimées car il existe d'autres caractéristiques qui donnent les mêmes informations sur la classe.
- *Caractéristiques bruitées*: sont des caractéristiques qui n'ont aucune information sur la classe.

### 4.3. Sélection de caractéristiques par l'information mutuelle

Dans cette section, nous présentons brièvement quelques notions principales de la théorie de l'information. En théorie de l'information, l'information mutuelle (IM) mesure la dépendance statistique entre deux variables aléatoires. Ainsi, l'IM peut être utilisée comme mesure de pertinence pour évaluer l'utilité relative de chaque caractéristique pour la classification, dans laquelle l'entropie et l'information mutuelle sont deux concepts principaux.

#### 4.3.1. L'entropie de Shannon

Elle était proposée initialement par Shannon en (1948). L'entropie  $H$  peut être interprétée comme une mesure de l'incertitude des variables aléatoires [94]. Soit  $X$  une variable aléatoire discrète ayant un alphabet  $\chi$  et une distribution probabiliste  $p(x)$ . L'entropie de  $X$  est définie par [95]:

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log(p(x)) \quad (4.1)$$

L'entropie est interprétée comme la valeur attendue du négatif du logarithme de la distribution de probabilité. Il mesure la quantité d'information moyenne d'une variable aléatoire.

L'unité de mesure de l'entropie dépend de la base du logarithme. Ainsi, l'entropie est exprimée en bit si le logarithme est à la base 2 (base par défaut).

$$H_b(X) = \log_b(a) H_a(X) \quad (4.2)$$

Cette formule (4.2) permet de convertir la valeur de l'entropie d'une base en une autre.

Soit  $X$  et  $Y$  deux variables aléatoires discrètes. L'entropie conjointe de  $X$  et  $Y$ , avec une distribution probabiliste commune  $p(x, y)$ , est définie comme suit:

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log(p(x, y)) \quad (4.3)$$

L'entropie conjointe prend ses valeurs dans la gamme :

$$\max(H(X), H(Y)) \leq H(X, Y) \leq H(X) + H(Y) \quad (4.4)$$

La valeur maximale de l'inégalité (4.4) se produit lorsque  $X$  et  $Y$  sont complètement indépendants. La valeur minimale se produit lorsque  $X$  dépend totalement de  $Y$ . L'entropie conditionnelle mesure l'incertitude restante de la variable aléatoire  $X$  lorsque la valeur de la variable aléatoire  $Y$  est connue. La valeur minimale de l'entropie conditionnelle est nulle, et elle se produit lorsque  $X$  est statistiquement dépendant de  $Y$ , c'est-à-dire qu'il n'y a pas d'incertitude dans  $X$  si nous connaissons  $Y$ . La valeur maximale se produit lorsque  $X$  et  $Y$  sont statistiquement indépendants, c'est-à-dire que la variable  $Y$  n'ajoute pas d'informations pour réduire l'incertitude de  $X$ . Formellement, l'entropie conditionnelle est définie comme suit:

$$H(X|Y) = - \sum_{y \in Y} p(y) H(X|Y = y) \quad (4.5)$$

Où,

$$0 \leq H(X|Y) \leq H(X) \quad (4.6)$$

et  $H(X|Y = y)$  est l'entropie de tous les  $x$  qui sont associés avec  $Y = y$ .

L'entropie conditionnelle se généralise en considérant trois variables aléatoires  $X$ ,  $Y$  et  $Z$  :

$$H(X, Y|Z) \leq H(X|Z) + H(Y|X, Z) \quad (4.7)$$

#### 4.3.2. L'information mutuelle

L'information mutuelle est une mesure de dépendance statistique. Elle mesure la quantité d'information partagée entre deux variables aléatoires. Elle représente la réduction de l'incertitude d'une variable apportée par la connaissance d'une autre [96].

L'information mutuelle  $IM$  entre deux variables discrètes  $X$  et  $Y$  est définie en fonction de leur distribution probabiliste commune  $p(x, y)$  et des probabilités marginales respectives  $p(x)$  et  $p(y)$  comme:

$$IM(X, Y) = \sum_{i,j} p(x_i, y_j) \log \frac{p(x_i, y_j)}{p(x_i)p(y_j)} \quad (4.8)$$

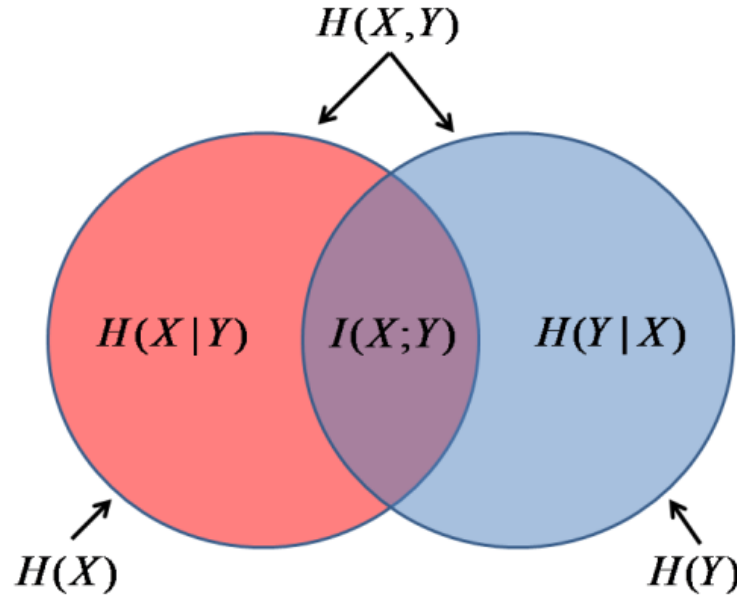
Où  $IM$  est zero si les variables  $X$  et  $Y$  sont statistiquement indépendantes, c-à-d :

$$p(x_i, y_j) = p(x_i)p(y_j) \quad (4.9)$$

L'IM est relie linéairement avec les entropies des variables selon les équations suivantes :

$$IM(X; Y) = \begin{cases} H(X) - H(X|Y) \\ H(Y) - H(Y|X) \\ H(X) + H(Y) - H(X, Y) \end{cases} \quad (4.10)$$

La **Figure 4.3** illustre le diagramme de Venn avec les relations décrites en (4.10)



**Figure 4.3.** Diagramme de Venn : relations entre l'information mutuelle et l'entropie.

Soit  $Z$  une variable aléatoire discrète. L'interaction de  $Z$  avec les deux autres variables  $X$  et  $Y$  peut être mesurée avec l'information mutuelle conditionnelle qui est définie comme suit :

$$IM(X; Y|Z) = H(X|Z) + H(X|Y, Z) \quad (4.11)$$

L'information mutuelle conditionnelle permet de mesurer l'information de deux variables avec la présence d'une troisième variable, mais elle ne mesure pas l'information entre les trois variables. L'information mutuelle multivariée est une extension importante de l'information mutuelle, elle est proposée par McGill [97], elle permet de mesurer l'interaction entre plus que deux variables. Dans le cas de trois variables aléatoires, l'information mutuelle multivariée est définie comme suit :

$$\begin{aligned} IM(X; Y; Z) &= IM(X; Y) - IM(X; Y|Z) \\ &= H(X) + H(Y) + H(Z) - H(X, Y) - H(X, Z) - H(Y, Z) + H(X, Y, Z) \end{aligned} \quad (4.12)$$

L'information mutuelle multivariée de trois variables peut être représentée par le diagramme de Venn (**Figure 4.4**).

L'information mutuelle multivariée est symétrique c.-à-d. :

$$IM(X; Y; Z) = IM(X; Z; Y) = IM(Z; Y; X) = IM(Y; X; Z) = \dots \quad (4.13)$$

L'information mutuelle multivariée n'est pas beaucoup utilisée dans la littérature à cause de son interprétation difficile. Plusieurs travaux intéressants concernant l'interaction entre variables qui utilisent ce concept [98] [99] [100] [101].

**4.3.3. Propriétés de l'information mutuelle**

1. L'information mutuelle entre deux variables aléatoires  $X$  et  $Y$  prends des valeurs positives:

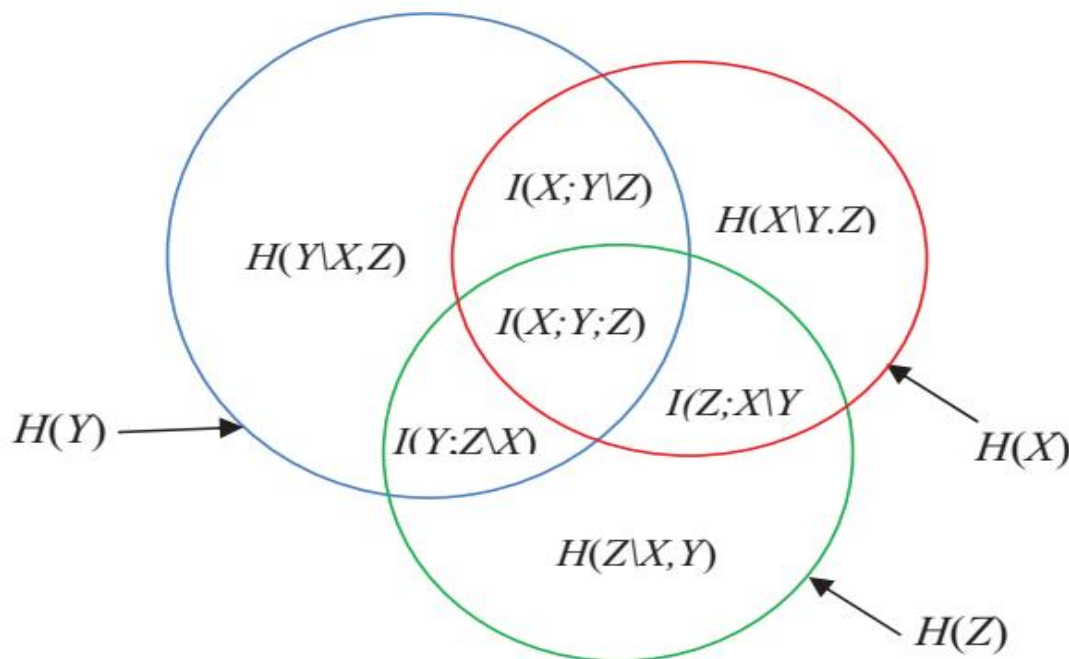
$$IM(X; Y) \geq 0 \tag{4.14}$$

Elle est nulle dans le cas où les deux variables aléatoire  $X$  et  $Y$  sont indépendantes.

2. Considérons trois variables aléatoires,  $X$ ,  $Y$  et  $Z$ , alors l'information mutuelle conditionnelle :

$$IM(X; Y|Z) \geq 0 \tag{4.15}$$

Elle est nulle si et seulement si  $X$  et  $Y$  sont indépendantes conditionnellement à  $Z$ .



**Figure 4.4.** Information mutuelle multivariée de trois variables

L'information mutuelle est largement utilisée pour la sélection des caractéristiques dans les systèmes biométriques. En [102], les auteurs utilisent l'information mutuelle pour sélectionner les caractéristiques dans un système de reconnaissance de démarche. En [103], un système multimodal (empreinte digitale et empreinte palmaire) a été proposé, il est basé sur l'information mutuelle pour

choisir seulement les caractéristiques les plus pertinents. En [104], les auteurs appliquent l'IM pour sélectionner les caractéristiques du visage dans un système de classification de genre.

#### 4.4. Quelques stratégies de sélection de caractéristiques

Cette section permet de décrire quelques stratégies de la sélection basées sur l'IM.

L'objectif de ces stratégies est de sélectionner un sous-ensemble  $S$  de  $k$  caractéristiques pertinentes à partir d'un ensemble  $F$  de  $n$  caractéristiques pour une tâche de classification. L'utilisation de la procédure SFS (Séquentiel Forward Selection) avec le critère de pertinence fondé sur l'IM est généralement considéré comme un bon choix de la procédure de sélection des caractéristiques [105].

##### 4.4.1. L'algorithme de sélection

L'algorithme " séquentiel forward selection " commence par considérer un sous-ensemble vide de caractéristiques  $S$ . Dans chaque itération, la meilleure caractéristique est ajoutée au sous-ensemble de caractéristiques déjà sélectionnées, jusqu'à ce que la taille du sous-ensemble atteigne le nombre souhaité de caractéristiques pertinentes.

L'algorithme de sélection de caractéristiques basée sur l'IM peut être présenté comme suit [91] [106]:

- 1) (Initialisation) ensemble  $F \leftarrow$  "ensemble initial de  $n$  caractéristiques";  $S \leftarrow$  "sous-ensemble vide."
- 2) (Calcul de l'IM),  $\forall f_i \in F$ , calculer  $IM(C; f_i)$ .
- 3) (Choisir la première caractéristique  $f_{s_1}$ ), trouver une caractéristique qui maximise  $IM(C; f_i)$ , affecter  $F \leftarrow F - \{f_{s_1}\}$ ,  $S \leftarrow \{f_{s_1}\}$ .
- 4) (selection greedy), répéter jusqu'au nombre désiré des caractéristiques :
  - a. (calcul l'IM entre les caractéristiques),  $\forall f_i \in F$ , calculer  $IM(C; S, f_i)$ .
  - b. (Sélectionner la caractéristique suivante  $f_{s_j}$ ), choisir la caractéristique  $f_i \in F$  qui maximise  $IM(C; S, f_i)$  à l'étape  $j$ , affecter  $F \leftarrow F - \{f_{s_j}\}$ ,  $S \leftarrow S \cup \{f_{s_j}\}$ .
- 5) Faire sortir le sous-ensemble des caractéristiques sélectionnées  $S$ .

Pratiquement, il est difficile de calculer  $IM(C; S, f_i)$ , car elle nécessite un très grand nombre d'échantillons et de temps de calcul [77]. Ainsi, la majorité des algorithmes tiennent en compte des mesures basées au maximum sur trois variables (deux caractéristiques plus l'index des classes).

Pour cette raison, de nombreux critères heuristiques basés sur l'IM sont proposés [107] [106].

Comme indiqué précédemment, les méthodes de sélection (Filter) sont préférées à celles de Wrapper. Ces méthodes sont définies par un critère  $J$ , également appelé «indice de pertinence», qui consiste à mesurer la pertinence d'une caractéristique ou d'un sous-ensemble de caractéristiques pour la tâche d'une classification. Le critère le plus simple de sélection de caractéristiques, et qui est basé sur l'information mutuelle, est appelé MIM (Maximisation de l'Information Mutuelle) [95]:

$$J_{mim}(f_i) = I(C; f_i) \quad (4.16)$$

Cependant, le critère  $J_{mim}$  peut conduire à sélectionner des caractéristiques redondantes (partageant les mêmes informations avec l'indice de classe  $C$ ), car cela ne comporte pas les caractéristiques déjà sélectionnées. Cette redondance, cependant, doit être éliminée. Plusieurs critères de filtrage ont été proposés en tenant compte de la redondance [107] [106].

#### 4.4.2. Critères de sélection de caractéristiques

Plusieurs critères de sélection de caractéristiques basées sur l'information mutuelle ont été proposés dans la littérature. Dans ce travail nous avons utilisé cinq critères décrits dans ce qui suit.

##### 4.4.2.1. Mutual Information Feature Selection (MIFS)

Proposé par Battiti [91], il est très utile dans le cas des problèmes de sélection des caractéristiques et il est également utilisé dans tous les systèmes de classification pour sa simplicité. Le critère est écrit comme suit :

$$J_{mifs}(f_i) = I(C; f_i) - \beta \sum_{f_j \in S} I(f_i; f_j) \quad (4.17)$$

Où  $S$  est l'ensemble des caractéristiques sélectionnées. Le deuxième terme du critère introduit une pénalité qui impose de faibles corrélations avec les caractéristiques déjà sélectionnées en  $S$ . Le terme  $\beta$  est un paramètre configurable, qui doit être défini expérimentalement. Battiti a affirmé que  $\beta = 1$  est souvent optimal, sans aucune explication théorique [95] [108].

##### 4.4.2.2. Minimum Redundancy and Maximal Relevance (mRMR)

Proposé par Peng et al [109], il équivaut à MIFS avec  $\beta = \frac{1}{|S|}$ . Il prend le sens du terme de redondance, mais néglige le terme conditionnel  $\sum_{f_j \in S} MI(f_i; f_j | C)$ .

$$J_{mrmr}(f_i) = I(C; f_i) - \frac{1}{|S|} \sum_{f_j \in S} I(f_i; f_j) \quad (4.18)$$

Au lieu d'estimer l'information mutuelle  $I(C; S)$  entre un ensemble de caractéristiques et la variable classe, ce critère effectue l'estimation pour chaque caractéristique séparément. D'une part, il maximise la pertinence  $I(C; f_i)$  de chaque caractéristique individuellement. D'autre part, il minimise la redondance entre  $f_i$  et les caractéristiques déjà sélectionnées.

#### 4.4.2.3. Conditional Infomax Feature Extraction (CIFE)

Lin et Tang [110] ont proposé un critère, appelé Conditionnal Infomax Feature Extraction, qui maximise l'information conjointe sur la classe, réduisant les redondances pertinentes aux classes parmi les classificateurs [107]. Notez que ce critère a été proposé par plusieurs auteurs de différentes façons [111] [106] [107] [90]:

$$J_{cife}(f_i) = MI(C; f_i) - \sum_{f_j \in S} MI(f_i; f_j) + \sum_{f_j \in S} MI(f_i; f_j | C) \quad (4.19)$$

Le critère CIFE est identique à MIFS plus le terme de redondance conditionnelle.

#### 4.4.2.4. Joint Mutual Information (JMI)

Proposé par Yang et Moody [112] et par Mayer et all [113], le critère de Joint Mutual Information est écrit comme suit :

$$J_{jmi}(f_i) = \sum_{f_j \in S} I(C; f_i, f_j) \quad (4.20)$$

C'est l'information entre la variable classe C et une variable aléatoire commune, définie en associant le candidat  $f_i$  avec chaque caractéristique déjà sélectionnée. L'idée est: si la caractéristique candidate est «Complémentaire» avec les caractéristiques existantes, elle doit être sélectionnée. Cela peut être réécrit comme suit:

$$J_{jmi}(f_i) = I(C; f_i) - \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} [I(f_i; f_j) - I(f_i; f_j | C)] \quad (4.21)$$

Où  $n$  est le nombre de caractéristiques déjà sélectionnées. JMI prend en compte la redondance, mais prend la valeur moyenne.

#### 4.4.2.5. Interaction capping (ICAP)

Proposée par Jakulin [114], ce critère est basée sur la redondance et la redondance conditionnelle. Le critère peut être écrit comme suit [80] :

$$J(f_i) = I(f_i; C) + \sum_{s_j \in S} \min(0, I(f_i; s_j; C)) \quad (4.22)$$

Où S: est l'ensemble des caractéristiques déjà sélectionnées.

Dans ICAP, si l'interaction entre  $f_i$ ,  $s_j$  et C est redondante ( $I(f_i; s_j; C) < 0$ ), l'information de la caractéristique  $f_i$  est pénalisée; Sinon ( $(f_i; s_j; C) > 0$ ), la relation complémentarité entre les variables est négligée [80].



## **4.5. Conclusion**

En Biométrie, Plusieurs systèmes d'identification exigent une augmentation du nombre de descripteurs pour améliorer leurs performances. Cependant une augmentation de la dimensionnalité nécessite un grand nombre de données d'entraînement pour éviter la dégradation des performances du classifieur utilisé. Ainsi, une solution à ce problème consiste à réduire le nombre de descripteurs en cherchant les plus pertinents pour la tâche d'identification. Cette solution a également un impact direct sur le coût de calcul et de mémoire. La réduction de la dimensionnalité peut se faire selon deux types de techniques : les techniques de transformations et les techniques de sélection.

Dans notre travail de thèse, on s'est intéressé aux techniques de sélection basées sur le critère de l'information mutuelle. Le chapitre suivant présente les résultats obtenus par le système développé en termes des méthodes d'extraction des caractéristiques utilisées et des techniques de sélection.

Application de la réduction de la dimensionnalité à la reconnaissance des empreintes digitale

Chapitre

5

**Résumé**

*Ce chapitre présente notre système de reconnaissance d'empreintes digitales, nous donnons premièrement l'architecture générale du système développé. Nous décrivons aussi la base de données utilisée. Nous présenterons par la suite les performances du système selon plusieurs critères : base de données, procédure d'apprentissage, ... . Enfin, nous présenterons les performances du système avec selection des caractéristiques.*

**5.1. Introduction**

L'extraction des caractéristiques de l'image de l'empreinte digitale reste toujours une problématique dans tout système d'identification d'empreinte digitale. Pas mal de méthodes d'extraction des caractéristiques ont été proposées dans ce domaine. Ces méthodes peuvent être classées en deux principales catégories [35]. Les méthodes de la première catégorie utilisent les minuties de l'empreinte digitale comme caractéristiques. Les méthodes de la deuxième classe utilisent des caractéristiques extraites directement de l'image de l'empreinte digitale.

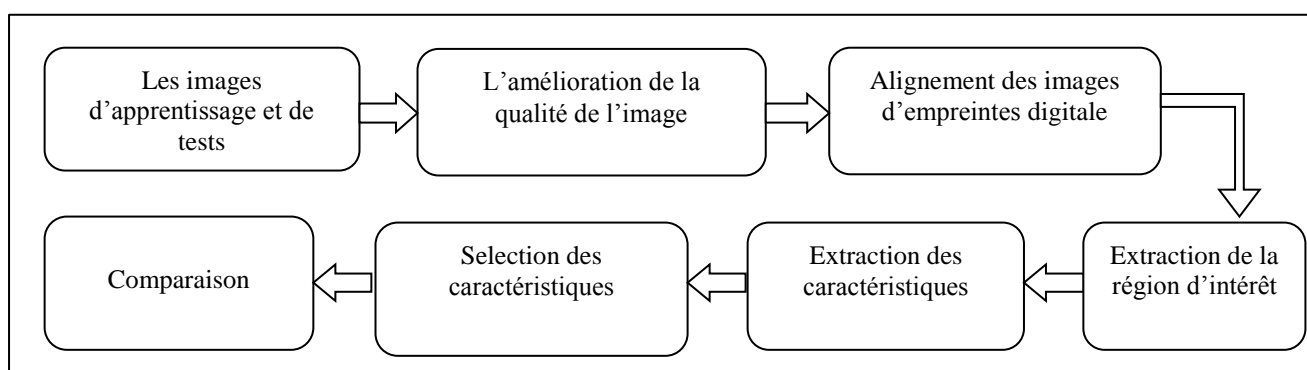
Plusieurs méthodes de la deuxième classe ont été proposées dans la littérature par exemple : filtre de Gabor avec le descripteur LBP (GLBP) [40], Local Phase Quantization (LPQ) [115], Histogram of Gradients (HoG) [42], Discret Cosine Transforme (DCT) [39], les filtres de Gabor [36] [116] et Discrete Wavelet Transform (DWT) [117] [37] [118] [119] . Parmi ces méthodes, les

méthodes qui représentent l'image par un histogramme sont les plus utilisées actuellement pour leur simplicité.

Dans ce travail, on a développé un système de reconnaissance d'empreinte digitale basé sur la méthode d'histogramme en utilisant 4 techniques d'extraction de caractéristiques : Binarized Statistical Image Features (BSIF), Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ) et Histogramme of Gradients (HoG). Pour la réduction de la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques et afin d'améliorer les performances du système développé, on a utilisé 5 méthodes de sélection des caractéristiques basées sur l'information mutuelle : Mutual Information Feature Selection (MIFS), minimum Redundancy and Maximal Relevance (mRMR), Conditional Infomax Feature Extraction (CIFE), Joint Mutual Information (JMI) et Interaction Capping (ICAP). Dans la section suivante, nous présentons les différentes étapes de notre système.

## 5.2. Architecture du système proposé

L'architecture générale du système proposé est illustrée à la **Figure 5.1**, qui se compose de plusieurs tâches consécutives.



**Figure 5.1.** L'architecture du système proposé.

La première étape avant la prise de décision pour le système de reconnaissance est l'opération d'extraction des caractéristiques qui nécessite de nombreuses étapes de prétraitement. L'image d'empreinte digitale doit d'abord être améliorée pour éliminer le bruit et pour obtenir la vraie structure des crêtes (voir la **Section 3.2.1**). Deuxièmement, après l'amélioration, un alignement doit être effectué en utilisant les minuties de l'image d'empreinte digitale. Les minuties ont été extraites selon l'approche disponible dans la boîte à outils Matlab CUBS Fingerprint qui est basé sur la méthode « chain coded contour following » [33] (**Section 2.6.1.4**). Dans ce travail, l'étape d'alignement a été effectuée comme dans [40] [42]. Elle est basée l'approche proposée par Tico et Kuosmanen [50] qui utilise un descripteur des minuties basé sur l'orientation pour calculer un score

d'appariement entre les deux minuties (voir la **Section 2.7**). Troisièmement, et afin de réduire la complexité de calcul, une sous-image a été recadrée autour du point central (core) de l'image améliorée de l'empreinte digitale. L'image recadrée de taille 100 \* 100 pixels est considérée comme la région d'intérêt pour l'extraction des caractéristiques. Dans ce travail, le point core a été détecté en utilisant la méthode décrite dans [36] (**Section 3.2.2**). En quatrième étape, la région d'intérêt est divisée en 4 sous-images de taille 50 \* 50 pixels chacune. Afin de lisser le bruit, chaque sous-fenêtre est normalisée en appliquant la méthode utilisée dans [120]. Cette méthode est décrite comme suit :

Soit  $P(x, y)$  la valeur du pixel aux coordonnées  $(x, y)$ .  $m$  et  $v$  sont la moyenne et la variance de l'image respectivement. L'image normalisée est calculée en utilisant l'opération suivante :

$$P'(x, y) = \begin{cases} m_t + \beta & \text{si } P(x, y) > m \\ m_t - \beta & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{où } \beta = \sqrt{\frac{v_t(P(x,y)-m)^2}{v}} \quad (5.1)$$

$m_t$  et  $v_t$  sont les valeurs initiales de la moyenne et de la variance. Dans notre travail, les valeurs  $m_t$  et  $v_t$  sont mets à 100, 100 respectivement.

. Enfin, les histogrammes LBP, LPQ, HoG et BSIF sont calculés et normalisés indépendamment de chaque sous-fenêtre et concaténés pour construire le vecteur de caractéristiques finales pour chaque descripteur. Les histogrammes LBP, LPQ, HoG et BSIF sont extraits à l'aide de SIfing Toolbox.

La deuxième étape pour la reconnaissance de l'empreinte digitale est la prise de décision. Elle est basée sur la distance entre les histogrammes des empreintes de référence et de test. La distance est calculée en utilisant la formule de chi-square dont la formule est donnée ci-dessous [121].

$$\chi^2(R, T) = \sum_{i=1}^n \frac{(R_i - T_i)^2}{R_i + T_i} \quad (5.2)$$

Où  $R_i$  et  $T_i$  sont les magnitudes d'histogrammes des images d'apprentissage et du teste respectivement,  $n$  est le nombre de bins.

Le système de reconnaissance est un décideur utilisant la règle suivante: une empreinte de test est déclarée comme une correspondance correcte si elle donne la meilleure correspondance pour l'empreinte digitale de la même personne; Sinon elle est déclarée comme une fausse correspondance.

Le taux de reconnaissance peut donc être calculé comme :

Taux de reconnaissance (%)

$$= \frac{\text{nombre d'images identifiées correctement}}{\text{nombre d'images de test}} \times 100 \quad (5.3)$$

### 5.3. La base de données

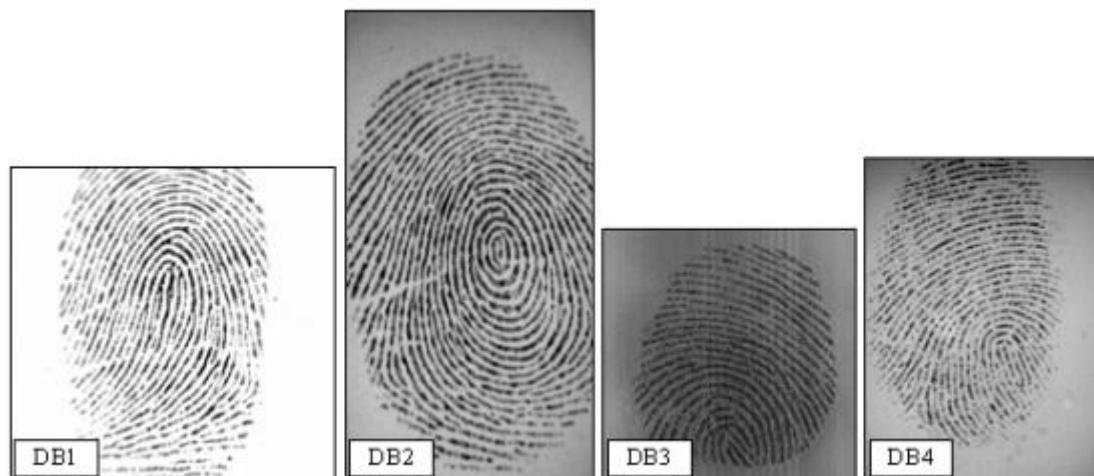
Les résultats expérimentaux ont été menés sur la base de données d'empreintes digitales FVC2002 [122], qui a été divisée en deux ensembles A et B. Chaque ensemble est divisé en 4 bases de données DB1, DB2, DB3 et DB4. Trois scanners différents et le générateur de synthèse SFinGe ont été utilisés pour collecter les empreintes digitales [122]. Au total, 120 doigts et 12 impressions par doigt (1440 impressions) utilisant 30 volontaires ont été collectés. Les dix premiers doigts de bonne qualité ont été retirés de chaque base de données car ils ne constituent pas une étude de cas intéressante [122]. Cependant, la taille de chaque base de données dans le test FVC2002 a été établie avec 110 doigts, 8 impressions par doigt (880 impressions) et divisée en deux ensembles A (100 doigts - ensemble d'évaluation) et B (10 doigts - ensemble d'entraînement). Pour rendre l'ensemble B représentatif de la base de données complète, les 110 doigts collectés ont été commandés par la qualité, puis les 8 images de chaque dixième doigts ont été incluses dans l'ensemble B. Les doigts restants ont constitué la base A. Dans ce travail, nous avons utilisé la base A pour mener nos résultats expérimentaux [42].

Le **Tableau 5.1** présente les technologies et les scanners utilisés pour collecter les bases de données FVC2002 et la taille des images dans chaque base de données pour chaque ensemble.

	Technologie	Scanner	La taille de l'image (pixel × pixel)	Ensemble A	Ensemble B	Resolution
DB1	Optique	Identix TouchView II	388×374	100 personnes avec 8 impressions par personne (800)	10 personnes avec 8 impressions par personne (80)	500 dpi
DB2	Optique	Biometrika FX2000	296×560			569 dpi
DB3	Capacitive	Precise Biometrics 100 SC	300×300			500 dpi
DB4	Synthétique	SFinGE v2.51	288×384			Environ 500 dpi

**Tableau 5.1.** Les technologies et les scanners utilisés pour collecter les bases de données FVC2002.

La **Figure 5.2** illustre un exemple d'image d'empreinte digitale de chaque base de données



*Figure 5.2. Exemple d'empreintes digitales de la base FVC2002.*

#### 5.4. Performances du système d'identification

Cette section présente les résultats du système de reconnaissance d'empreintes digitales en utilisant toutes les caractéristiques extraites avec les 4 méthodes utilisées (BSIF, LBP, LPQ et HoG).

Comme indiqué précédemment, une région autour du point core de l'image d'empreinte digitale de taille (100x100 pixels) est extraite et divisée en 4 sous-régions de taille (50x50) pour chacune d'elles.

- Pour l'extraction des caractéristiques LBP, nous avons converti la valeur grise de chaque pixel en l'un des 256 codes LBP. Ensuite, nous avons construit l'histogramme des codes LBP.
- Pour LPQ, nous utilisons un rayon égal à 3, donc un histogramme de 256 bins est extrait.
- Pour HoG, chaque sous-région est divisée en sous-fenêtres de 3 lignes et 3 colonnes (9 cellules au total). L'orientation et l'amplitude de chaque pixel sont calculés. L'orientation absolue est divisée en 9 bins de même taille, ce qui se traduit par un histogramme de 9 bins pour chacune des 9 cellules, de sorte qu'un histogramme de 81 bins est produit.
- Pour BSIF, plusieurs combinaisons (taille code binaire/ taille de la fenêtre du filtre) ont été utilisées. Dans notre cas, on a utilisé la combinaison (8 bits/11 pixels) pour nous permet de

faire une comparaison avec les histogrammes LBP et LPQ (avec même nombre de bins dans l'histogramme).

- Pour chaque région, les histogrammes de chaque descripteur sont extraits indépendamment et concaténés pour construire l'histogramme normalisé final pour chaque descripteur.

Pour les caractéristiques LBP, BSIF et LPQ, la normalisation devait être effectuée en divisant la valeur de chaque case de l'histogramme par la somme des valeurs des bins de cet histogramme, d'une part. D'autre part, pour les caractéristiques HoG, la normalisation est effectuée avec L2-sqrt comme indiqué dans [43] utilisant la formule suivante :

$$hog_{histnorm} = \frac{hog_{hist}}{\sqrt{hog_{hist}^2 + \varepsilon}} \quad (5.4)$$

Où  $hog_{histnorm}$  représente l'histogramme HoG normalisé,  $hog_{hist}$  repère l'histogramme HoG à normaliser,  $\varepsilon$  est une petite valeur (dans notre programme  $\varepsilon = 1^{-10}$ ).

Le **Tableau 5.2** présente le nombre de bins dans chaque histogramme extrait pour les différents descripteurs.

Méthode d'extraction des caractéristiques	Nombre de région autour du point core	Nombre de bins dans l'histogramme
<b>LBP</b>	4 régions de taille 50x50	256*4=1024
<b>LPQ</b>		256*4=1024
<b>HoG</b>		81*4=324
<b>BSIF</b>		Nombre de bits dans la chaîne binaire * 4

**Tableau 5.2.** Nombre de bins d'histogramme pour chaque descripteur.

#### 5.4.1. La validation croisée

La validation croisée, également appelée estimation de la rotation, est une technique de validation utilisée dans les statistiques et en particulier dans l'apprentissage par machine. Elle consiste à partitionner un échantillon de données en plusieurs sous-ensembles et à effectuer des analyses statistiques sur différentes combinaisons de ces sous-ensembles. Dans l'apprentissage par machine et la reconnaissance de forme, la validation croisée (VC) est généralement utilisée pour estimer l'erreur d'un classificateur, compte tenu d'un échantillon des données.

Dans notre travail, on a utilisé la validation croisée dites "à  $k$  blocs" ( $k$ -fold cross validation). La validation croisée à  $k$  blocs consiste à découper des données en  $k$  sous-ensembles de même taille.  $(k - 1)$  blocs sont alors utilisés en apprentissage et le dernier en test. Cette opération est reproduite  $k$  fois pour que chaque sous-ensemble soit utilisé une fois pour le test.

Les résultats sont obtenus en entraînant le système sur 7 images de chaque personne pour chaque base de données (à l'exception l'étude d'effet de la procédure d'apprentissage). Autrement dit, nous utilisons 700 images de base de données pour l'apprentissage et les 100 restantes images de la base de données pour le test. Dans les expériences, la validation croisée (8-fold cross validation) a été appliquée, de telle sorte que l'étape de test soit répétée 8 fois.

#### 5.4.2. Effet de la procédure d'apprentissage sur la performance d'identification:

Cette expérience illustre l'effet du nombre d'images d'apprentissage par personne dans les taux de reconnaissance. La **Figure 5.3** présente les résultats sur la base de données DB1 obtenus par BSIF, HoG, LPQ et LBP avec un nombre différent d'images d'apprentissage (7, 5, 3 et 1) par personne. De cette figure, on constate d'un part, que les taux de reconnaissance augmentent lorsque le nombre d'images d'apprentissage augmente et ceci quel que soit le descripteur utilisé. D'autre part, les résultats obtenus démontrent l'efficacité des caractéristiques de BSIF quel que soit le nombre d'images d'apprentissage par personne.

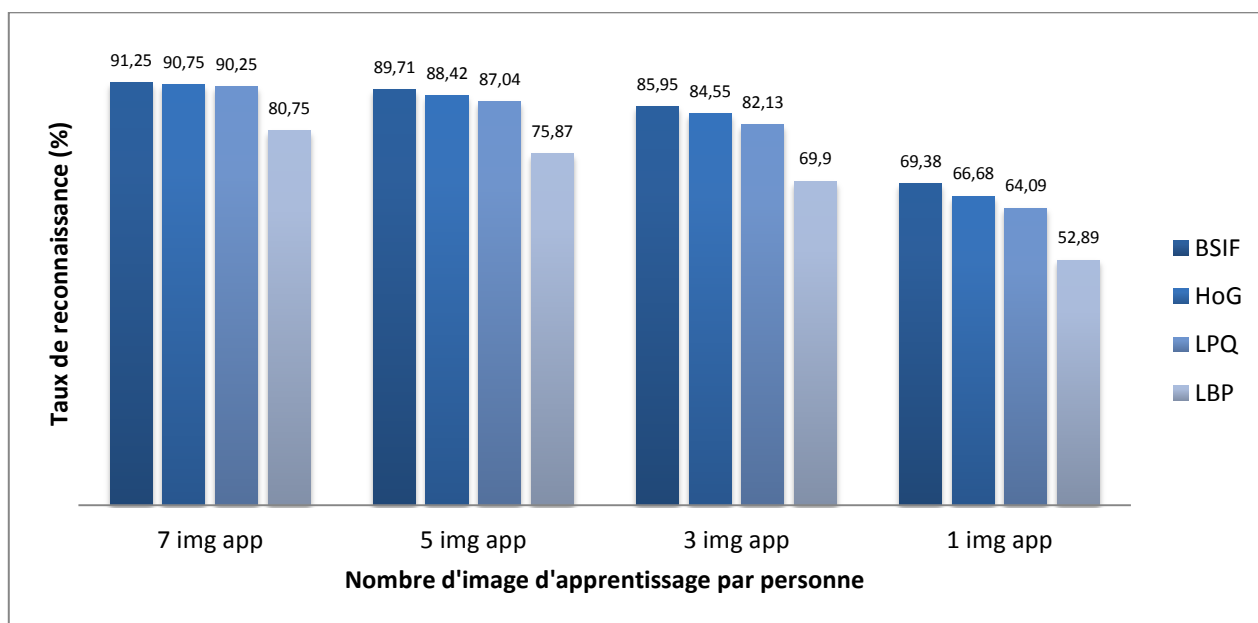


Figure 5.3. Résultats de HoG, LBP, LPQ et BSIF avec un nombre différent d'images d'apprentissage sur la base DB1.



### 5.4.3. Effet de la base de données sur la performance d'identification

Le **Tableau 5.3** montre les taux de reconnaissance obtenus pour chaque descripteur appliqué aux différentes bases de données. De ce tableau, on constate bien que:

- Le BSIF fournit les meilleurs taux de reconnaissance par rapport aux autres descripteurs dans toutes les bases de données sauf la base de données DB2 où il donne le plus faible taux de reconnaissance par rapport aux autres descripteurs.
- Le LBP fournit les taux de reconnaissance les plus faibles par rapport aux autres descripteurs pour toutes les bases de données (sauf pour la base de données DB2, où le BSIF est celui qui a le plus faible taux de reconnaissance) avec une différence d'environ 10% dans les taux de reconnaissance.
- Pour toutes les bases de données, les descripteurs HoG et LPQ donnent approximativement les mêmes résultats avec une légère préférence pour le descripteur HoG.
- On constate également à partir de ce tableau que le cas de la base de données DB3 donne les taux de reconnaissance les plus faibles. Ceci est dû au fait que les images de la DB3 ne sont pas de meilleure qualité [123].

	<b>DB1</b>	<b>DB2</b>	<b>DB3</b>	<b>DB4</b>
<b>BSIF</b>	92.25	80.75	76.35	94.63
<b>HoG</b>	90.75	91.75	73.75	92.13
<b>LPQ</b>	90.25	91.25	74.13	91.50
<b>LBP</b>	80.75	84	65.75	81.38

**Tableau 5.3.** Taux de reconnaissance (%) des caractéristiques BSIF, HoG, LBP et LPQ sur les quatre bases de données FVC 2002.

## **5.5. Analyse des performances avec sélection des caractéristiques**

La réduction de la dimension est réalisée par une étape de sélection des caractéristiques. Dans ce but, nous avons utilisé la boîte à outils Brown (boîte à outils FEAST), qui contient la mise en œuvre de 13 différentes méthodes de sélection de caractéristiques basées sur l'information mutuelle.

Dans notre cas, nous n'avons utilisé que 5 méthodes de sélection de caractéristiques (MIFS, mRMR, CIFE, JMI et ICAP).

Pratiquement, les bins d'histogrammes LBP, LPQ, HoG et BSIF sont extraits de toutes les images d'apprentissage. À ce stade, chaque bin est considéré comme une caractéristique dans le processus de sélection des caractéristiques. Cela signifie que chaque caractéristique est une variable aléatoire dont la fonction de densité de probabilité (Probability Density Function (PDF)) peut être estimée avec une construction d'histogramme en utilisant de nombreuses réalisations de la variable, chaque image d'apprentissage étant associée à une réalisation. La construction de l'histogramme nécessite que la plage de variation de la grandeur de la caractéristique soit correctement discrétisée. Cette étape est nécessaire pour minimiser l'erreur d'estimation de l'information mutuelle et des entropies utilisées dans la boîte à outils de Brown. Maintenant, en supposant que le nombre d'images d'apprentissage est  $t$  qui est en fait le nombre d'échantillons ou de réalisations utilisés pour les estimations d'histogramme), le nombre des bins  $m$  représentant l'histogramme pour chaque caractéristique peut être obtenu par la formule de Sturges [124].

$$m = \log_2(t) + 1 \quad (5.5)$$

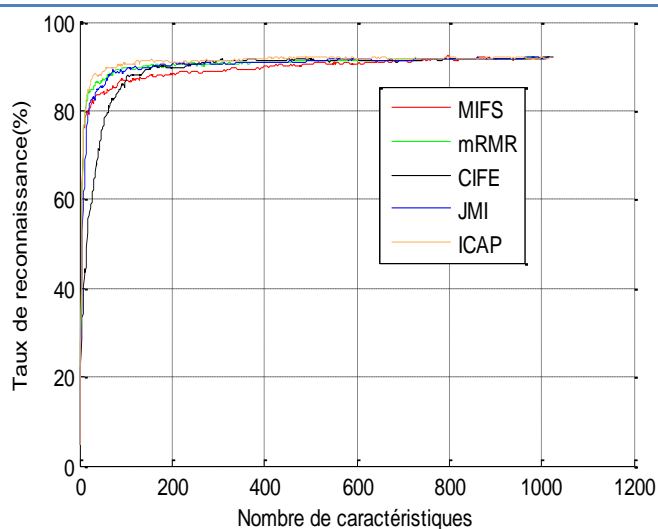
Où on tient en compte seulement la valeur entière.

La sélection des caractéristiques s'effectue en appliquant les algorithmes de sélections sur l'ensemble des histogrammes extraits à partir de l'ensemble des images d'apprentissage. Les caractéristiques sélectionnées sont utilisées par la suite dans l'étape de test.

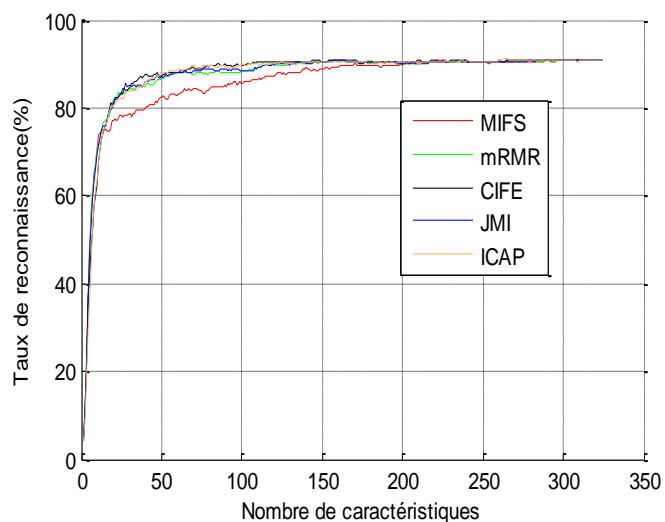
Les **Figures 5.4, 5.5, 5.6 et 5.7** montrent les résultats obtenus par les cinq méthodes de sélection de caractéristiques (MIFS, mRMR, CIFE, JMI et ICAP) sur les quatre bases de données DB1, DB2, DB3 et DB4 et avec tous les descripteurs. Les conditions de cette expérience (combinaisons de chaque méthode d'extraction, nombre de bins dans les histogrammes, ...) sont indiquées dans la **Section 5.4**.

Les résultats ont montré les points suivants :

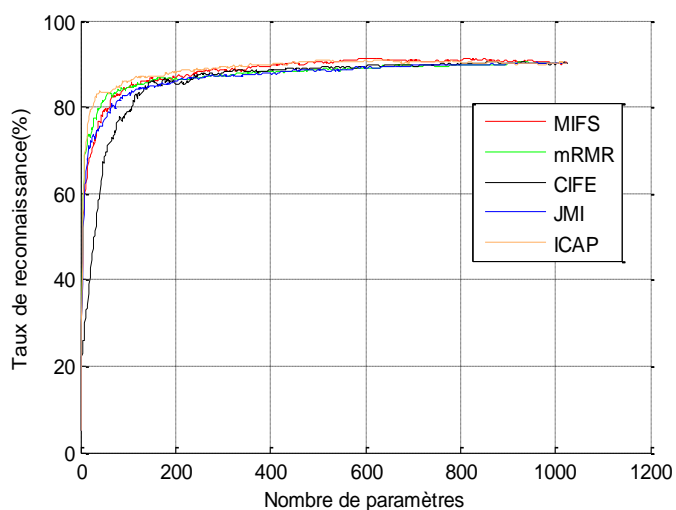
- BSIF toujours donnent les meilleurs résultats sauf avec la base de données DB2.
- Les résultats obtenus avec les caractéristiques LPQ et les caractéristiques HoG sont très proche. Le descripteur LBP donne des faibles résultats comme il est observé dans l'étude précédente.
- La méthode ICAP donne les meilleures performances presque pour tous les descripteurs et pour toutes les bases de données.
- Les courbes atteignent presque le début d'un plateau avec presque 20% du nombre de caractéristiques sélectionné par chaque méthode de sélection sauf MIFS
- Dans plusieurs cas, MIFS montre un changement brusque au début des courbes.



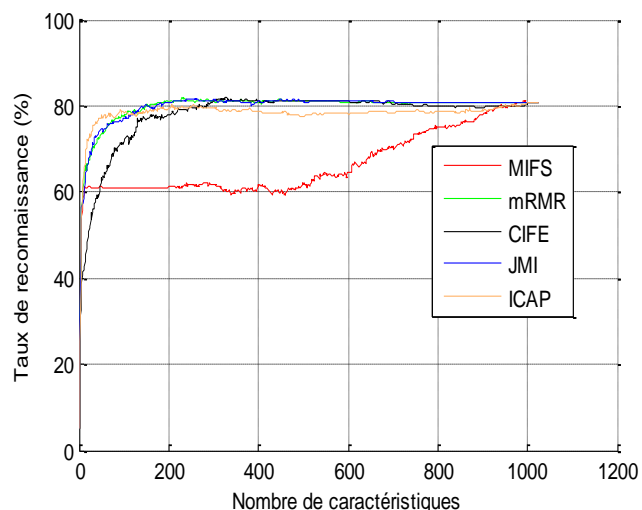
**BSIF B1**



**HoG B1**



**LPQ B1**



**LBP B1**

Figure 5.4. Taux de reconnaissance sur la base de données DB1 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.

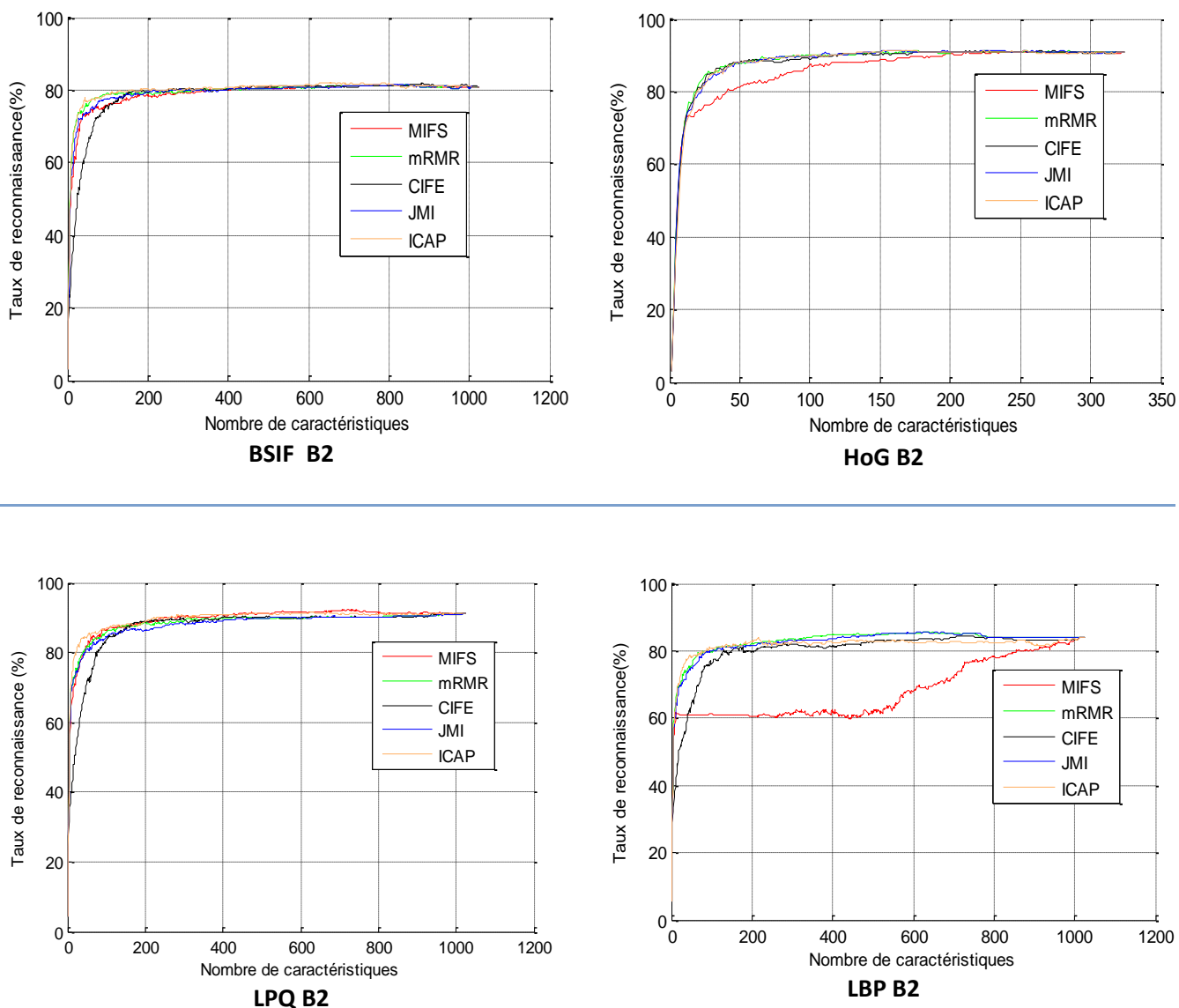


Figure 5.5. Taux de reconnaissance sur la base de données DB2 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.

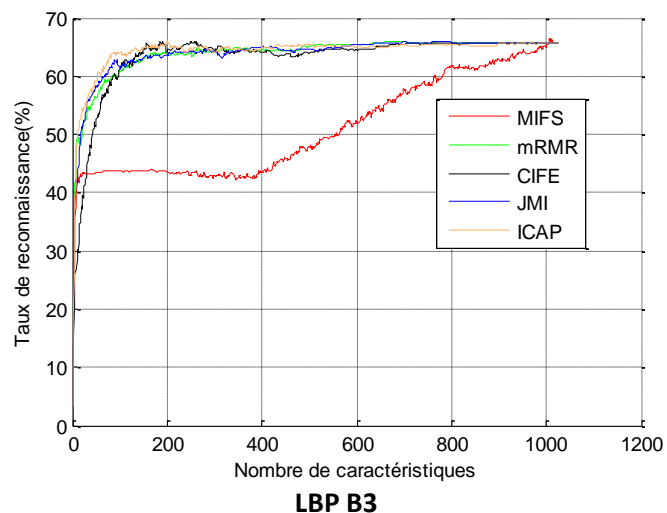
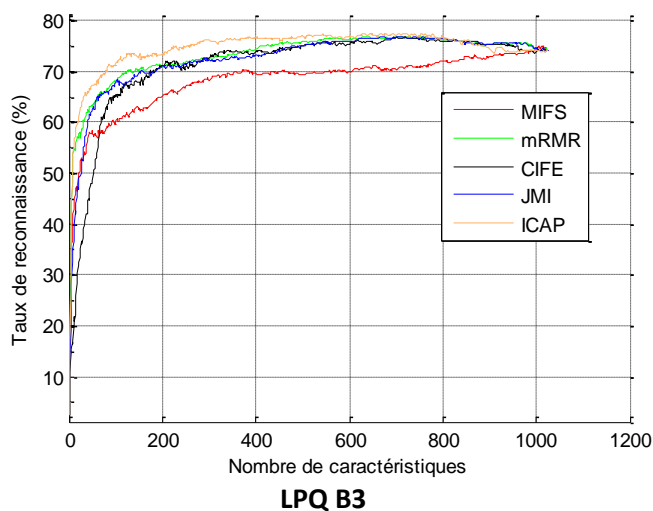
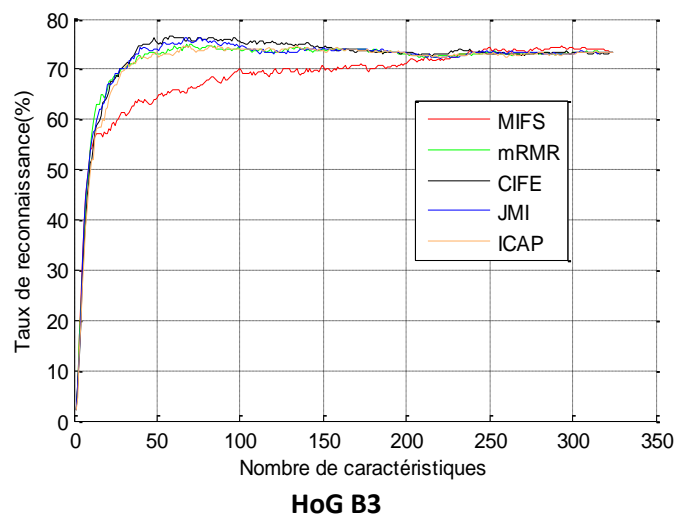
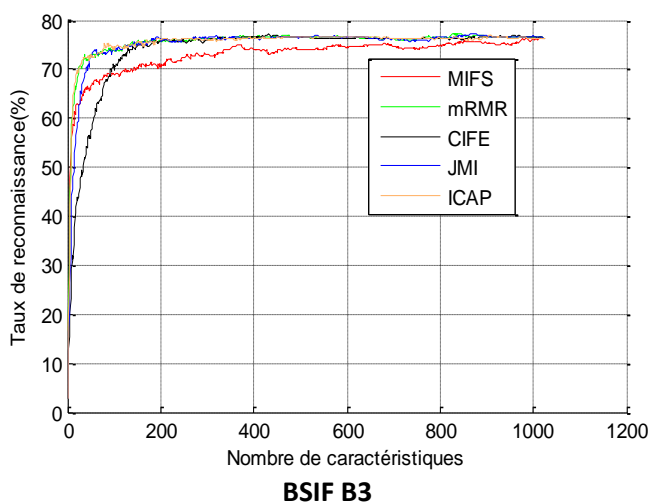


Figure 5.6. Taux de reconnaissance sur la base de données DB3 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.

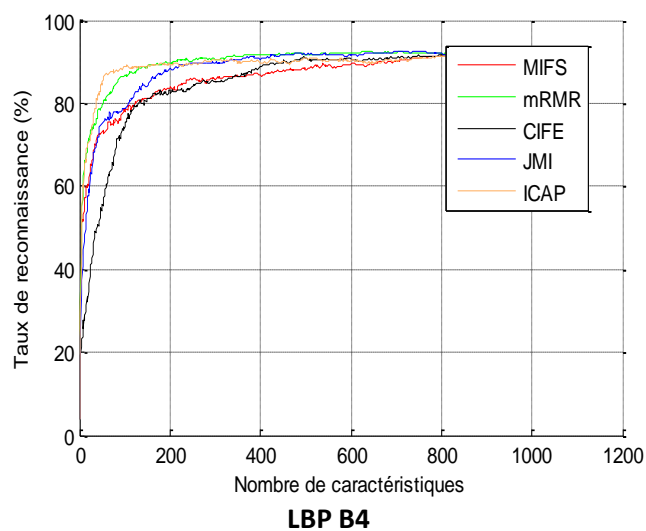
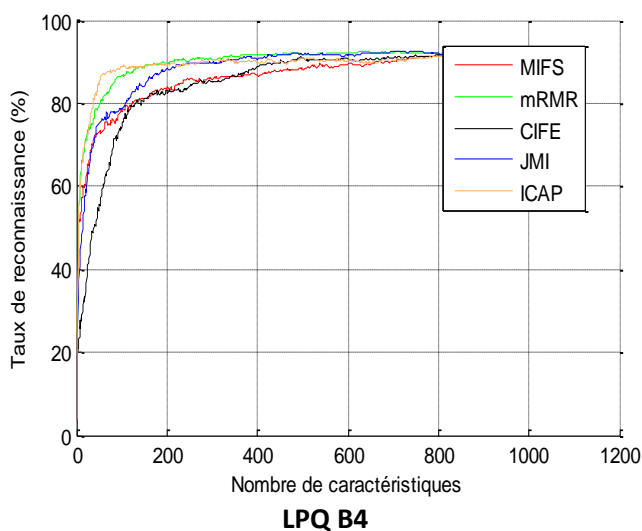
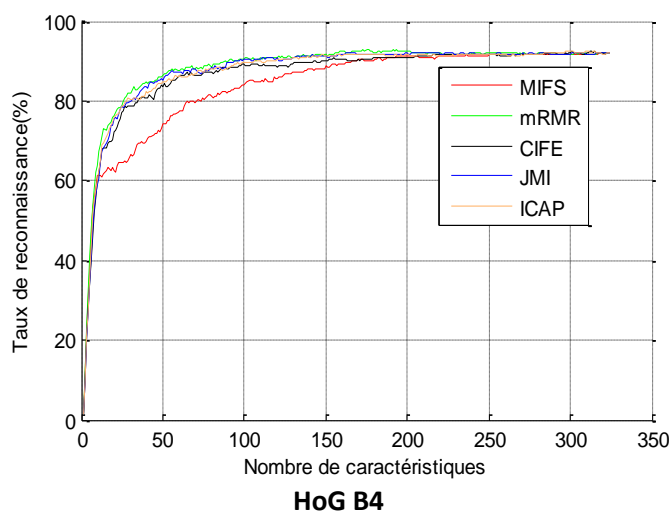
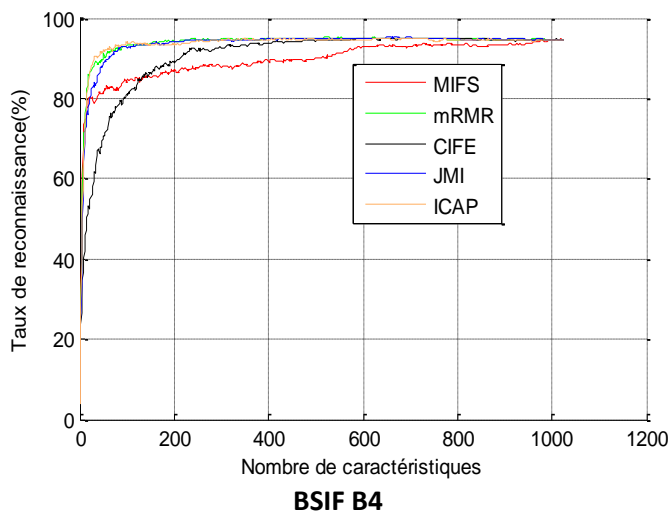
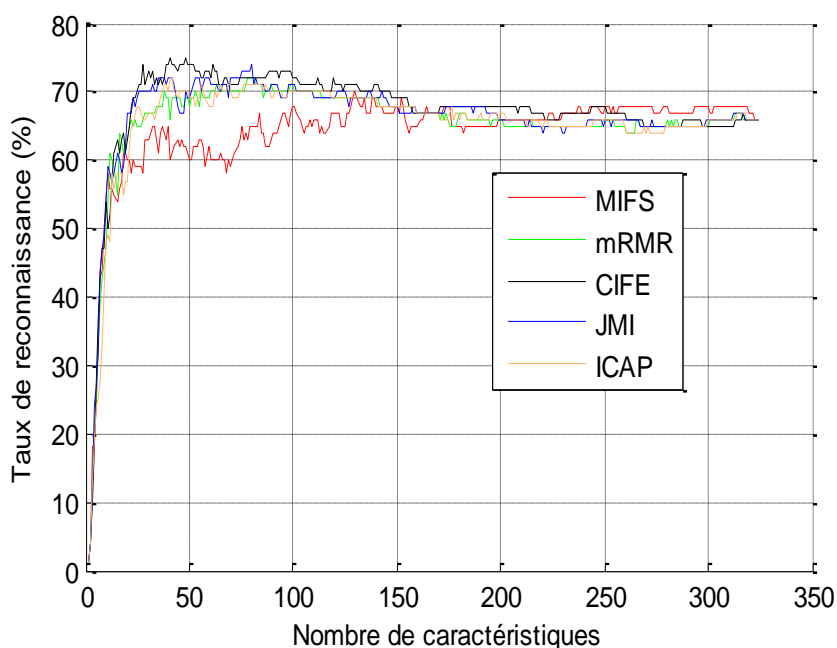


Figure 5.7. Taux de reconnaissance sur la base de données DB4 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.

Le phénomène de la malédiction de la dimensionnalité peut être clairement observé avec les bases de données DB3 et DB4 des **Figures 5.6** et **5.7**, où des taux de reconnaissance plus élevés peuvent être atteints avec un nombre plus petit de caractéristiques que le nombre total. Cependant, le phénomène de la malédiction de la dimensionnalité peut être très clair dans certaines courbes sans validation croisée. En effet, les courbes des **Figures 5.4, 5.5, 5.6 et 5.7** sont le résultat d'une validation croisée qui fait en moyenne 8 courbes de taux de reconnaissance. À titre d'exemple, nous considérons un cas sans validation croisée avec les caractéristiques HoG sur DB3 en prenant la 7<sup>ème</sup> image comme image de test et les autres images comme références. De la **Figure 5.8**, la méthode CIFE permet d'atteindre 74% du taux de reconnaissance en sélectionnant 28 caractéristiques HoG qui sont bien meilleures que le taux de reconnaissance de 66% obtenu avec toutes les caractéristiques (324).



**Figure 5.8.** Le phénomène de la malédiction de la dimensionnalité (Peaking).

### 5.5.1. Analyse de performance de la procédure de réduction de la dimensionnalité

Il est intéressant de savoir dans quelle mesure le nombre de caractéristiques peut être diminué en considérant une faible dégradation du taux de reconnaissance. Pour cette expérience, nous déterminons ainsi le nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées qui permettent d'obtenir un taux



de reconnaissance supérieur à une valeur en pourcentage alpha du taux obtenu avec le nombre minimum de caractéristiques utilisant cette formule :

$$\alpha = \frac{RR}{RRF} * 100 \quad (5.6)$$

Où  $RR$  : Le taux de reconnaissance correspondant aux caractéristiques sélectionnées.

$RRF$  : Le taux de reconnaissance obtenu avec toutes les caractéristiques.

Le paramètre  $\alpha$  peut prendre des valeurs de 0% à 100%. Les Figures 5.9, 5.10, 5.11, 5.12 indiquent le nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées correspondant aux valeurs  $\alpha$  situées dans {90% ... 99%} pour les bases de données DB1, DB2, DB3, DB4 respectivement.

A partir de ces résultats, il est clairement observé que les quatre méthodes de sélection de caractéristiques ICAP, mRMR, CIFE et JMI donnent des résultats très proches, contrairement à MIFS qui présente toujours une performance plus faible. On peut également observer que ICAP donnent les meilleurs résultats pour toutes les bases de données. Le nombre de caractéristiques peut être fortement réduit pour DB3 et DB4 avec très peu de concession sur le taux de reconnaissance (par exemple, avec ICAP, 80 caractéristiques sont suffisantes avec  $\alpha = 98\%$  pour DB3 et 64 caractéristiques pour DB4), le bénéfice étant très faible pour des valeurs alpha plus petites. D'autre part, prêt à garder le même nombre de caractéristiques (64 par exemple pour DB4) avec les autres bases, il faut passer à  $\alpha = 97\%$  pour DB1, 95% pour DB2 et DB3.

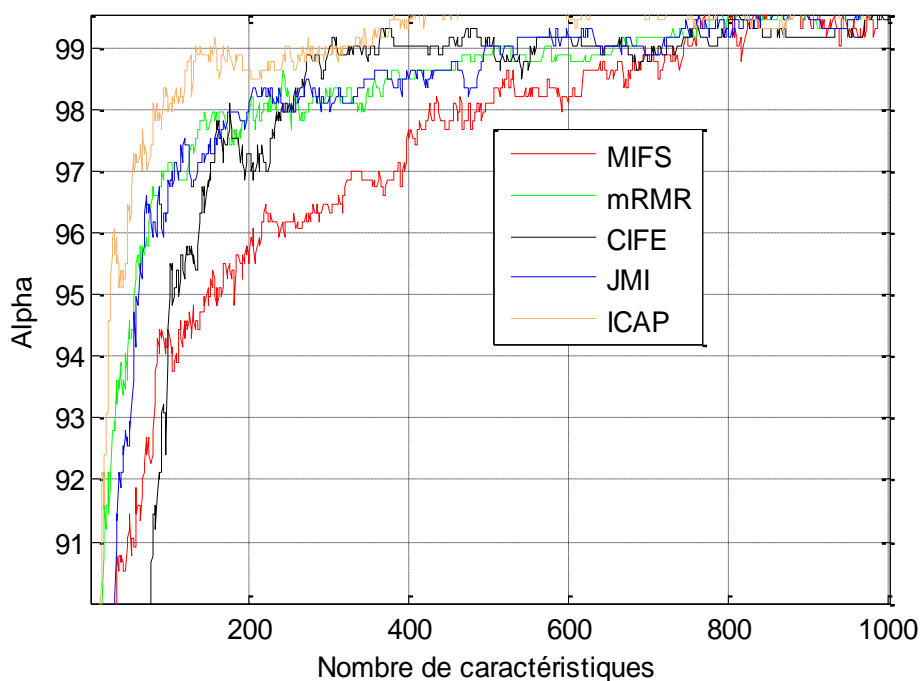


Figure 5.9. Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec  $\alpha = \{90\% \dots 99\% \}$  sur DB1.

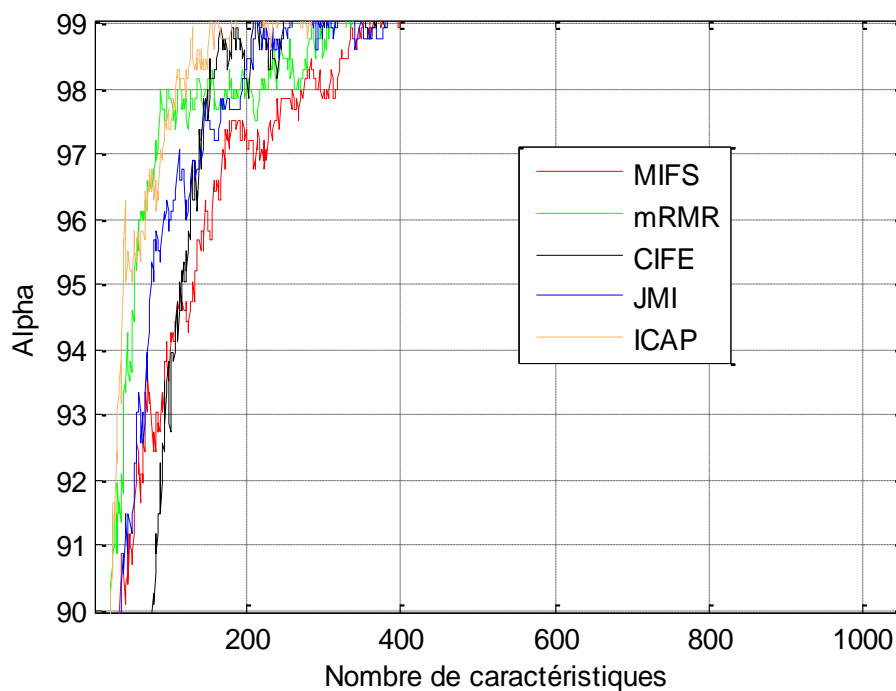


Figure 5.10. Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec  $\alpha = \{90\% \dots 99\% \}$  sur DB2.

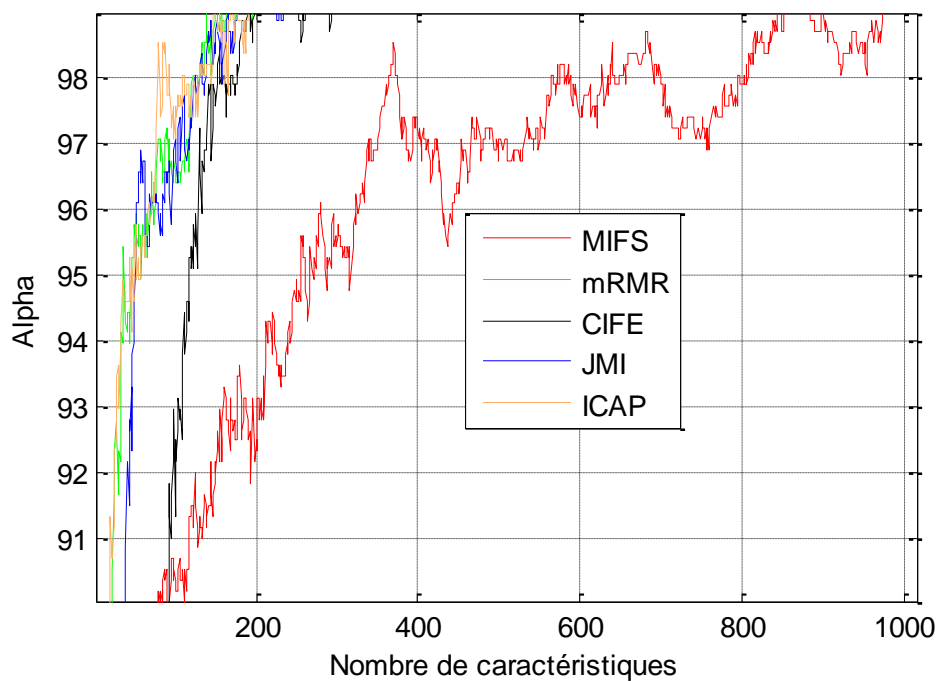


Figure 5.11. Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec  $\alpha = \{90\% \dots 99\% \}$  sur DB3.

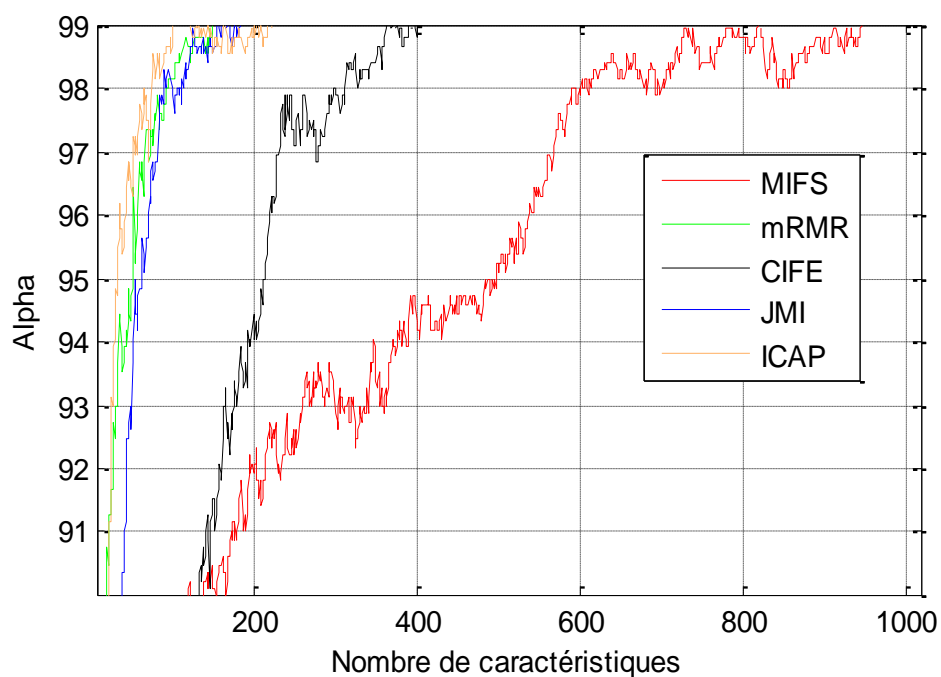


Figure 5.12. Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec  $\alpha = \{90\% \dots 99\% \}$  sur DB4.

Les **Tableaux 5.4, 5.5, 5.6, 5.7** présentent le nombre optimal de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées par les méthodes de sélection de caractéristiques utilisées avec  $\alpha = 98\%$  avec leurs taux de reconnaissance correspondants.

Dans les **Tableaux 5.4, 5.5, 5.6, 5.7**, les points suivants peuvent être soulevés:

- Pour les bases de données DB1 et DB3, les combinaisons (méthode d'extraction de caractéristique/ méthode de selection de caractéristique) : (BSIF/ICAP) et (HoG/CIFE) donnent les meilleurs résultats avec un nombre réduit de caractéristiques égal à 81 et 66 avec BSIF et HoG respectivement pour la base de données DB1, 78 et 34 caractéristiques avec BSIF et HoG respectivement pour la base de données DB3.
- Pour les bases de données DB2 et DB4, les combinaisons (méthode d'extraction de caractéristique/ méthode de selection de caractéristique) : (BSIF/ICAP) et (HoG/mRMR) donnent les meilleurs résultats avec un nombre réduit de caractéristiques égal à 109 et 66 avec BSIF et HoG respectivement pour la base de données DB2, 63 et 91 caractéristiques avec BSIF et HoG respectivement pour la base de données DB4.
- Pour DB4, en utilisant les caractéristiques LBP avec la méthode de sélection de caractéristiques, mRMR donne un nombre réduit de caractéristiques égal à 48 mais avec un faible taux de reconnaissance par rapport à BSIF, HoG et LPQ. La meilleure performance est obtenue avec 63 caractéristiques BSIF.

En conclusion, les trois méthodes de sélection de caractéristiques ICAP mRMR et CIFE permettent d'obtenir une réduction de caractéristiques dans la majorité des cas.

	BSIF		HoG		LPQ		LBP	
<b>MIFS</b>	425	90%	138	89	261	88,5%	918	79,38%
<b>mRMR</b>	202	90,37%	107	89	472	88,5%	144	79,38%
<b>CIFE</b>	176	90,10%	<b>66</b>	<b>89</b>	313	88,5%	220	79,25%
<b>JMI</b>	201	90,37%	80	89	448	88,62%	<b>137</b>	<b>79,38%</b>
<b>ICAP</b>	<b>81</b>	<b>90%</b>	<b>66</b>	<b>88,8%</b>	<b>212</b>	<b>88,25%</b>	170	79,13%

**Tableau 5.4.** Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec  $\alpha = 98\%$  sur la base de données **DB1**. Les valeurs en vert correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.

	BSIF		HoG		LPQ		LBP	
<b>MIFS</b>	274	79%	162	89,10%	234	89,5%	935	82,83%
<b>mRMR</b>	113	79,12%	<b>66</b>	<b>89,5%</b>	303	89,5%	207	82,83%
<b>CIFE</b>	152	79%	94	89,25%	255	89,5%	472	82,5%
<b>JMI</b>	194	79,12	75	89,25%	411	89,5%	222	82,38%
<b>ICAP</b>	<b>109</b>	<b>79,12</b>	67	88,70%	<b>207</b>	<b>89,25%</b>	<b>183</b>	<b>82,13%</b>

Tableau 5.5. Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec  $\alpha = 98\%$  sur la base de données **DB2**. Les valeurs en vert correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.

	BSIF		HoG		LPQ		LBP	
<b>MIFS</b>	363	74.74%	202	71.8%	845	72.75%	950	64.5%
<b>mRMR</b>	121	74.75%	38	72.25%	303	72.75%	260	64.63%
<b>CIFE</b>	152	74.75%	<b>34</b>	<b>72.10%</b>	290	72.75%	150	64.75%
<b>JMI</b>	124	74.75%	35	72.25%	348	72.87%	216	64.5%
<b>ICAP</b>	<b>78</b>	<b>74.20%</b>	37	71%	<b>109</b>	<b>80%</b>	<b>124</b>	<b>64.38%</b>

Tableau 5.6. Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec  $\alpha = 98\%$  sur la base de données **DB3**. Les valeurs en vert correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.

	BSIF		HoG		LPQ		LBP	
<b>MIFS</b>	589	92.5%	170	90.5%	653	89.75%	932	79.75%
<b>mRMR</b>	90	92.5%	<b>91</b>	<b>90.37%</b>	184	89.75%	<b>48</b>	<b>79.75%</b>
<b>CIFE</b>	297	92.6%	152	90.37%	425	89.87%	197	80.25%
<b>JMI</b>	87	92.5%	98	90.30%	248	89.75%	52	79.75%
<b>ICAP</b>	<b>63</b>	<b>92.37%</b>	119	90%	<b>179</b>	<b>89.63%</b>	105	79.63%

Tableau 5.7. Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec  $\alpha = 98\%$  sur la base de données **DB4**. Les valeurs en vert correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques

### 5.5.2. L'extraction et la sélection des caractéristiques BSIF

Les résultats précédents ont montré que la combinaison des caractéristiques BSIF avec la méthode de sélection des caractéristiques ICAP donnent les meilleures performances.

Les **Tableaux 5.8** et **5.9** présentent les taux de reconnaissance du système développé avec les caractéristiques BSIF sur les deux bases de données DB1 et DB4 respectivement.

	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17	Nombre de bins dans l'histogramme BSIF
5	83.75	85.88	88.13	89.50	88.87	88.38	87.25	32*4=128
6	86.63	89.13	90.38	91	90.50	90.50	89.63	64*4=256
7	88.63	90.38	91	91.25	91.50	90.88	89.88	128*4=512
8	89.13	90.88	91.13	92.25	91.50	92.13	91.25	256*4=1024
9	89	91.75	92.25	92.25	93	92.50	91.88	512*4=2048
10	89.25	91.50	92.88	93.13	93.13	92.50	92.25	1024*4=4096
11	88.50	90.50	92.88	93.13	92.75	93.13	92.75	2048*4=8192
12	89.50	90.88	92.13	93.25	93.25	92.38	92.63	4096*4=16384

**Tableau 5.8.** Taux de reconnaissance (%) pour la base de données FVC 2002 DB1 calculée pour BSIF avec différentes tailles de filtre  $l = \{5, 7, 9, 11, 15, 17\}$  et avec différentes longueurs de bits  $n = \{5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$

	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17	Nombre de bins dans l'histogramme BSIF
5	84.75	88.50	92.13	92.25	91.63	87.88	85.13	32*4=128
6	89.38	92	94	93.13	92.25	91	88.25	64*4=256
7	91	93.38	93.88	93.38	93.50	92	90.75	128*4=512
8	92.13	94.63	93.75	94.50	95.38	93.75	92	256*4=1024
9	92.63	94.50	94.63	94.75	95.38	94.63	93.63	512*4=2048
10	92	94.63	95.50	95.50	94.63	95	93.75	1024*4=4096
11	92.63	95.38	95.25	95.88	95.50	95.63	94.50	2048*4=8192
12	93.13	95.38	95.13	95.25	95.50	94.75	94.38	4096*4=16384

**Tableau 5.9.** Taux de reconnaissance (%) pour la base de données FVC 2002 DB4 calculée pour BSIF avec différentes tailles de filtre  $l = \{5, 7, 9, 11, 15, 17\}$  et avec différentes longueurs de bits  $n = \{5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$ .

	<i>DB1</i>	<i>DB4</i>	<i>Nombre de caractéristiques</i>
LBP	80.75	81.38	1024
LPQ	90.25	91.50	1024
BSIF (11x11 taille de la fenêtre du filter /8 bits)	92.25	94.50	1024
BSIF (11x11 taille de la fenêtre du filter /7 bits)	91.25	93.38	512
BSIF (11x11 taille de la fenêtre du filtre /6 bits)	91	93.13	256
BSIF (11x11 taille de la fenêtre du filtre /5 bits)	89.50	92.25	128

**Tableau 5.10.** Taux de reconnaissance (%) pour la base de données FVC 2002 DB1 et DB4 calculée pour LBP et LPQ et BSIF avec différentes tailles de fenêtre de filtre et différentes longueurs de bits.

<i>Nombre d'images d'apprentissage par personne</i>	<i>LBP</i>	<i>LPQ</i>	<i>BSIF (l=11 et n=7)</i>
1	52.89	64.09	69.38
2	64.42	75.85	81.73
3	69.08	81.63	85.95
4	73.28	84.47	88.47
5	75.87	87.04	89.71
6	78.25	87.75	90.69
7	80.75	90.25	91.25

**Tableau 5.11.** Taux de reconnaissance (%) de l'expérience sur la base de données FVC 2002 DB1 en utilisant LBP, LPQ et BSIF ( $l = 11$  et  $n = 7$ ) avec un nombre d'images d'apprentissage différent par personne.

Le **Tableau 5.8** montre les résultats obtenus en utilisant les caractéristiques BSIF sur la base de données FVC 2002 DB1 database dans laquelle la combinaison de (5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 15x15 et 17x17) des tailles de filtre avec (5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 et 12) longueur de chaîne est présentée. Il est montré que les combinaisons de chaînes de code binaire (avec un format de 12 bits) avec 11x11 et 13x13 tailles de fenêtre de filtre donnent le meilleur taux de reconnaissance de 93,25%.

Le **Tableau 5.9** montre les résultats quantitatifs, les caractéristiques BSIF sur la base de données FVC 2002 DB4 avec différentes tailles de filtre et différentes longueurs de la chaîne binaire. À partir de ces résultats, on peut observer que la méthode proposée utilisant BSIF a donné le meilleur taux de reconnaissance (95,88%) pour la taille du filtre 11x11 et  $n = 11$  nombre de bits.

Dans le **Tableau 5.10**, les valeurs des taux de reconnaissance calculées pour le BSIF avec un format de chaîne de codes binaires différents (5, 6, 7 et 8 bits) et une taille de fenêtre fixe (11x11) sont comparées à celles de LPQ et LBP. Pour les deux bases de données, les résultats montrent clairement qu'en plus d'être plus efficaces que LPQ et LBP, le BSIF nécessite moins de caractéristiques. Par exemple, dans le cas de la base de données DB4 avec LBP et LPQ, les taux de reconnaissance avec un certain nombre de caractéristiques égal à 1024 sont respectivement de 81,38% et 91,50%, par contre 92,25% de précision en utilisant BISF (taille de filtre 11x11 / 5bits) avec seulement 128 caractéristiques.

Le **Tableau 5.11** montre les résultats sur DB1 obtenus par LBP, LPQ et BSIF (taille de fenêtre de filtre égale à 11x11 et nombre de bits dans la chaîne binaire égal à 7 bits) avec un nombre différent d'images d'entraînement (de 1 à 7) par personne. Cette expérience illustre l'effet du nombre d'images d'entraînement par personne dans les taux de reconnaissance. À partir de ces résultats, on constate que les taux de reconnaissance augmentent lorsque le nombre d'images d'entraînement augmente quel que soit le descripteur utilisé.

<i>Nbr de sous-images (S)</i>	<i>BSIF (l=9 et n=5)</i>	<i>BSIF (l=11 et n=5)</i>	<i>Nbr de caractéristiques</i>	<i>BSIF (l=9 et n=6)</i>	<i>BSIF (l=11 et n=6)</i>	<i>Nbr de caractéristiques</i>
4	88.13	89.50	4*32=128	90.38	91	4*64=256
16	92.38	92.25	16*32=512	92.75	92.50	16*64=1024
25	92.38	92.75	25*32=800	92.88	92.88	25*64=1600

**Tableau 5.12** Les taux de reconnaissance (%) de l'expérience sur la base de données FVC 2002 DB1 utilisant BSIF ( $l = \{9, 11\}$  et  $n = \{5, 6\}$ ) montrent l'effet du nombre de sous-fenêtres extraites sur les taux de reconnaissance.



Nombre de sous images (S)	BSIF (l=9 et n=5)	BSIF (l=11 et n=5)	Nombre de caractéristiques	BSIF (l=9 and n=6)	BSIF (l=11 et n=6)	Nombre de caractéristiques
4	92.13	92.25	4*32=128	94	93.13	4*64=256
16	95	94.13	16*32=512	95.13	94.88	16*64=1024
25	95.25	95.25	25*32=800	95.25	94.25	25*64=1600

**Tableau 5.13** Les taux de reconnaissance (%) de l'expérience sur la base de données FVC 2002 DB4 utilisant BSIF ( $l = \{9, 11\}$  et  $n = \{5, 6\}$ ) montrent l'effet du nombre de sous-fenêtres extraites sur les taux de reconnaissance.

Les **Tableaux 5.12** et **5.13** illustrent l'effet du nombre S sur le taux de reconnaissance. Les tests sont effectués sur les bases DB1 et DB4. Par exemple, nous utilisons BSIF avec une taille de fenêtre de filtre 9x9 / et nombre de bits 5 et 6 bits.

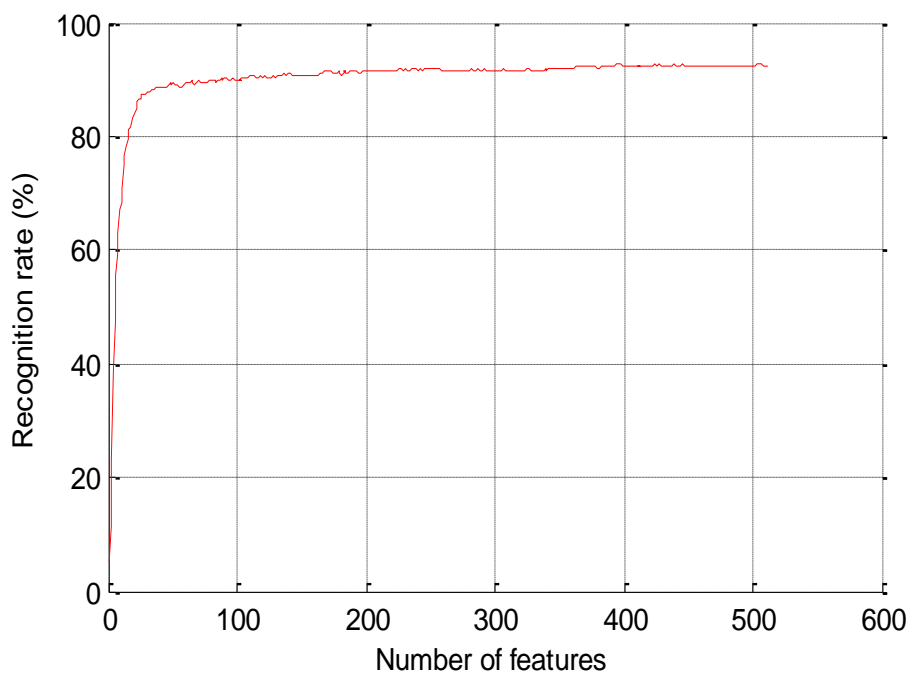
À partir de ces résultats, on peut noter que les meilleurs taux de reconnaissance sont atteints avec  $S = 25$ . Cela signifie que l'information extraite locale est plus discriminante que la plus globale.

Le plus gros problème de cette expérience est la complexité de calcul du système, par exemple avec  $S = 16$  et avec un nombre de bits égal à 6, on obtient un histogramme BSIF de taille  $64 * 16 = 1024$  bins.

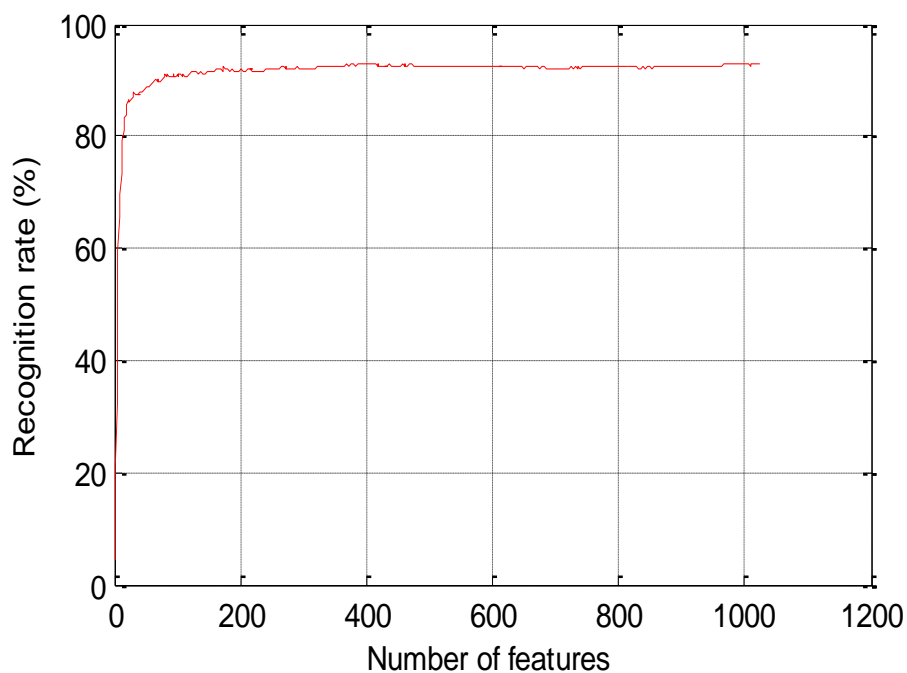
Pour cette raison, nous devons réduire la dimensionnalité de l'histogramme BSIF en sélectionnant uniquement les bins pertinents tout en préservant un taux de reconnaissance supérieur à ceux obtenus avec  $S = 4$ .

Comme indiqué précédemment, nous utilisons la méthode de sélection de caractéristiques ICAP, qui tient compte de la pertinence et de la redondance conditionnelle.

Les **Figures 5.15** et **5.16** montrent les résultats obtenus sur les deux bases de données DB1 et DB4 respectivement à l'aide des caractéristiques BSIF sélectionnées par la méthode ICAP et avec le nombre de sous-images  $S = 16$ .

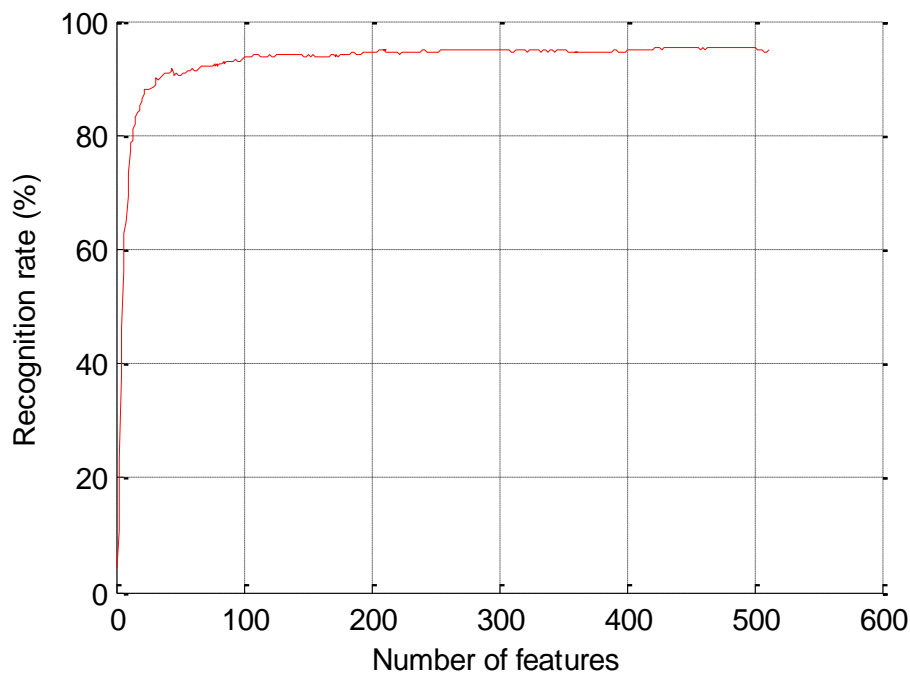


(a)

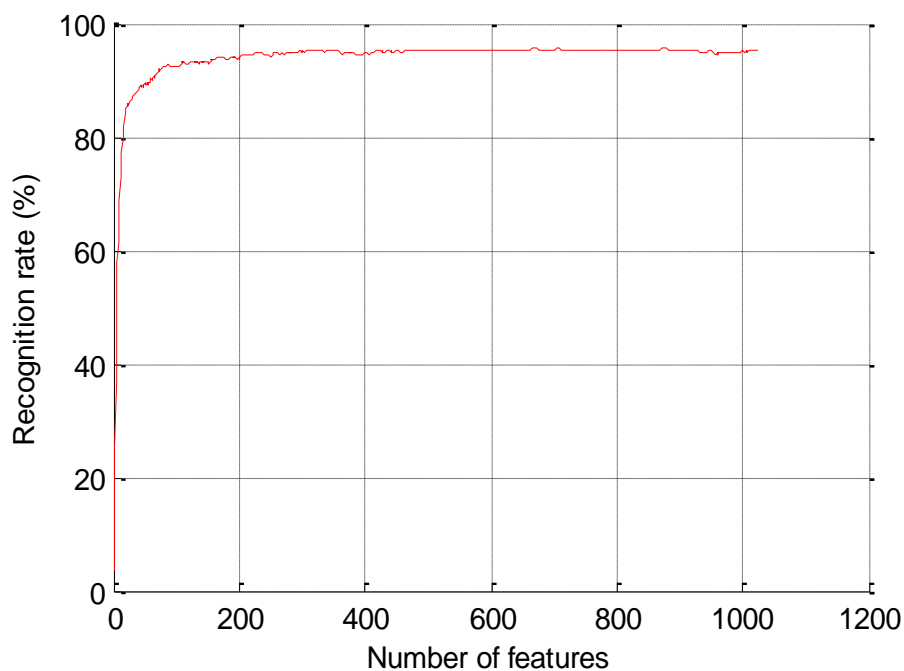


(b)

Figure 5.13. Taux de reconnaissance (%) en utilisant les caractéristiques sélectionnées BSIF sur la base de données DB1 avec  $S = 16$ , (a) BSIF avec  $l = 9$  et  $n = 5$ , (b) BSIF avec  $l = 9$  et  $n = 6$ .



(a)



(b)

Figure 5.14. Taux de reconnaissance (%) en utilisant les caractéristiques sélectionnées BSIF sur la base de données DB4 avec  $S = 16$ , (a) BSIF avec  $l = 9$  et  $n = 5$ , (b) BSIF avec  $l = 9$  et  $n = 6$ .

À partir des résultats présentés dans les **Figures 5.13** et **5.14**, nous pouvons montrer que l'utilisation de la méthode de sélection de caractéristiques a effectivement réduit le nombre de caractéristiques. Comme on le voit sur ces figures, on peut noter que:

Dans le cas de la base de données DB1, un taux de reconnaissance égal à 91% peut être atteint avec 140 caractéristiques sélectionnées pour  $n = 5$  (**Figure 5.13 (a)**) et 120 caractéristiques sélectionnées avec  $n = 6$  (**Figure 5.13 (b)**). On constate également qu'avec les mêmes caractéristiques sélectionnées, le taux de reconnaissance s'est dégradé par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques sans sélection avec 1,38% et 1,75% pour  $n = 5$  et  $n = 6$  respectivement.

Dans le cas de DB4, un taux de reconnaissance égal à 94% peut être atteint avec seulement 110 caractéristiques sélectionnées pour  $n = 5$  (**Figure 5.14 (a)**) et 166 caractéristiques sélectionnées avec  $n = 6$  (**Figure 5.14 (b)**). Les dégradations du taux de reconnaissance avec ces caractéristiques sélectionnées par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques sans sélection sont égaux à 1% et 1,13%  $n = 5$  et  $n = 6$  respectivement.

## **5.6. Conclusion**

Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté l'ensemble des résultats obtenus par plusieurs expériences élaborées dans ce travail. Les résultats obtenus avec les quatre descripteurs utilisés ont montré que le BSIF donne les meilleures performances avec toutes les bases de données, cela est dû au fait que les filtres utilisés par BSIF sont obtenus par un apprentissage automatique d'un petit ensemble d'images naturelles. Les résultats de la sélection des caractéristiques ont prouvé que la combinaison des caractéristiques BSIF avec la méthode de sélection de caractéristiques ICAP donnent les meilleures performances de système. L'augmentation du nombre de sous images extraites autour du point core améliore d'une part le taux de reconnaissance, mais d'autre part, elle exige un grand espace de stockage et temps de calcul. Ainsi, avec la sélection des caractéristiques, on peut garder les mêmes taux de reconnaissance mais avec un nombre de caractéristique très réduit.

## Conclusion générale

Dans ce travail de thèse, nous avons étudié le problème de la réduction de la dimensionnalité dans un système de reconnaissance d'empreintes digitales pour améliorer ses performances en termes de taux de reconnaissance et de complexité du système. Nous avons développé un système de reconnaissance d'empreintes digitales basé sur quatre méthodes d'extraction de caractéristiques : Local Binary Pattern (LBP), Local Phase Quantization (LPQ), Histogram of gradients (HoG) et Binarized Statistical Image Features (BSIF). Pour la réduction de la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques nous avons utilisé cinq méthodes de sélection des caractéristiques basées sur l'information mutuelle : MIFS, mRMR, CIFE, JMI et ICAP. Les résultats expérimentaux sont conduits sur la base de données d'empreintes digitales FVC 2002.

L'utilisation de plusieurs types de caractéristique et plusieurs bases de données permet efficacement de valider les méthodes de sélection des caractéristiques et de bien choisir la combinaison (type de caractéristiques/méthode de sélection de caractéristiques) pour la tâche d'identification.

A partir de tous les résultats obtenus, on peut déduire les points suivants :

- Les méthodes de sélection des caractéristiques peuvent réduire le nombre de caractéristique quel que soit le type de caractéristique et quel que soit la base de données, sauf dans le cas d'utiliser la méthode MIFS avec LBP qui présente de mauvaises performances.
- Les techniques de selection des caractéristiques peuvent réduire la malédiction de dimensionnalité et améliorer les taux de reconnaissance du système d'identification.

## *Conclusion générale*

---

- La combinaison des caractéristiques BSIF avec la méthode ICAP donne toujours les meilleurs résultats en termes de taux de reconnaissance, robustesse et complexité du système.
- Le descripteur BSIF peut atteindre de bons résultats avec un certain nombre de caractéristiques inférieures à celles utilisées avec les descripteurs LBP et LPQ, ce qui a un effet positif sur le temps de réponse et la complexité du système dans l'étape de comparaison.
- L'augmentation du nombre de sous-images autour du point core de l'image d'empreinte digitale peut améliorer efficacement le taux de reconnaissance.
- En utilisant la méthode de sélection de caractéristiques ICAP peut réduire efficacement la grande dimensionnalité de l'histogramme BSIF en augmentant le nombre de sous-images extraites autour du point core de l'image d'empreinte digitale.

## Références

---

- [1] D Maio, D Maltoni, A K Jain, and S Prabhakar, *Handbook of fingerprint recognition*. New York: Springer, 2003.
- [2] D Maltoni, D Maio, A K Jain, and S Prabhakar, *Handbook of fingerprint recognition*. New York: Springer-Verlag London, 2009.
- [3] J. N. Pato and E. W. B. C. N. R. C. Lynette I. Millett, *Biometric Recognition: Challenges and Opportunities*. The National Academies Press, 2010.
- [4] Wechsler H, *Reliable Face Recognition Methods: System Design, Implementation and Evaluation (International Series on Biometrics)*. Verlag , NewYork: Springer, 2006.
- [5] "International Biometric Group, <http://www.biomrtricgroup.com>,".
- [6] N GALY, "Etude de système complet de reconnaissance d'empreintes digitales pour un capteur microsystème à balayage," Institut National Polytechnique , GRENOBLE , Thèse de Doctorat 2005.
- [7] F Galton , *Finger Prints*. Macmillan, London, 1892.
- [8] J Wayman, A Jain, D Maltoni , and D Maio, *Biometric Systems Technology, Design and Performance*. Verlag , London: Springer-, 2005.
- [9] "Atmel web site: <http://www.atmel.com/atmel/products/>,".
- [10] "Thomson-CSF, "FingerChip FCA140 Datasheet", April 25, 1998,".
- [11] Z Gumienny, M Pluta, W Bicz, and D Kosz, "Ultrasonic Setup for fingerprint Patterns Detection and Evaluation," *Acoustical Imaging*, vol. 22, 1996.
- [12] E. McCabe, "Automatic Fingerprint Recognition Systems," in *Fingerprint Interoperability Standards*. New York: Springer, 2004, ch. 21, pp. 433-451.
- [13] R O Belguechi, "Sécurité des systèmes biométriques : révocabilité et protection de la vie privée," Ecole nationale Supérieure en Informatique , Alger, Thèse de doctorat 2015.
- [14] M MOHAMED and H NYONGESA, "Automatic Fingerprint Classification System Using Fuzzy Neural Techniques," *Proc. IEEE Int. Conf.*, vol. 1, pp. 358–362, 2002.
- [15] A N Chikkerur and V G Cartwright, "Fingerprint enhancement using STFT analysis," *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 1, pp. 198-211, 2007.
- [16] L Hong, Y Wang, and A K Jain, "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 4, pp. 777–789, 1998.
- [17] S Jirachaweng, Z Hou, W Y Yau, and V Areekul, "Residual orientation modeling for fingerprint enhancement and singular point detection," *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 2, pp. 431-442, 2011.
- [18] J C Yang, N Xiong, and A V Vasilakos, "Two-stage enhancement scheme for low-quality fingerprint images by learning from the image," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part C, In Press*.
- [19] N Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, no. 9, pp. 62–66, 1979.
- [20] L Hong, S Pankanti, and R Bolle. A Jain, "An identity-authentication system using fingerprints," *Proceedings of The IEEE*, vol. 9, no. 85, 1997.
- [21] S Chen, and A Jain. N Ratha, "Adaptive flow orientation based texture extraction in fingerprint images," *Pattern recognition*, vol. 11, no. 28, pp. 1657–1672, Novembre 1995.

- [22] S. Tari, and P. Liang C. Domeniconi, "Direct gray scale ridge reconstruction in fingerprint images," in *ICASSP*, 1998.
- [23] R M Stock and C W Swonger, "Development and evaluation of a reader of fingerprint minutiae," Cornell Aeronautical Laboratory, Technical report 1969.
- [24] M Moayer and S F King, "A tree system approach for fingerprint pattern recognition," *Computers, IEEE Transactions*, vol. 25, no. 3, pp. 262-274, 1976.
- [25] L Coetzee and E C Botha., "Fingerprint recognition in low quality images," *Pattern Recognition*, pp. 1441-1460, 1993.
- [26] N S Ratha, S Chen, and A Jain, "Adaptive flow orientation based feature extraction in fingerprint image," *Pattern Recognition*, vol. 28, pp. 1657-1672, 1995.
- [27] C Arcelli and D Baja, "A Width Independent Fast Thinning Algorithm," *IEEE Trans on PAMI*, vol. 4, no. 7, pp. 463-473, 1984.
- [28] O Baruch, "Line Thining by Line Following," *Pattern Recognition Letters*, vol. 8, no. 4, pp. 271-276, 1988.
- [29] N Ratha, S Chen, and A Jain, "Adaptive Flow Orientation Based Texture Extraction in Fingerprint Images," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 11, pp. 1657-1672, 1995.
- [30] J. C., Juan, A., Prez, J. C., Prat, F., Sez, S., and Vilar, J. M. Amengual, "Real-time minutiae extraction in fingerprint images," in *In Proc. of the 6th Int. Conf. on Image Processing and its Applications*, 1997, pp. 871-875.
- [31] B. M.. Mehtre, "Fingerprint image analysis for automatic identification," *Machine Vision and Applications*, vol. 2, no. 6, pp. 124-139, 1993.
- [32] M. D., and Boashash, B S. Kasaei, "Fingerprint feature extraction using block-direction on reconstructed images," in *IEEE region TEN Conf., digital signal Processing applications*, TENCON, 1997, pp. 303-306.
- [33] S., Wu, C., & Govindaraju, V. (2004).. (pp. ), 16-19, Fort Lauderdale, , USA. Chikkerur, "A systematic approach for feature extraction in fingerprint images," in *In International conference on bioinformatics and its applications*, Florida, USA, December 2004, pp. 344-350.
- [34] D Maio and D Maltoni, "Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, pp. 27-40, 1997.
- [35] Y Jucheng, "Non-minutiae based fingerprint descriptor," in *Biometrics*. Nanchang, China: In Tech, 2012, ch. 4, pp. 80-98.
- [36] A K Jain, S Prabhakar, L Hong, and S Pankanti, "Filterbank-based fingerprint matching," *Image Processing, IEEE Transactions*, vol. 9, no. 5, pp. 846-859, 2000.
- [37] M Saha, J Chaki, and R Parekh, "Fingerprint Recognition using Texture Features," *International Journal of Science and Research*, vol. 2, no. 12, pp. 2319-7064, 2013.
- [38] M Tico, P Kuosmanen, and J Saarinen, "Wavelet domain features for fingerprint recognition," *Electron. Lett.*, vol. 37, no. 1, pp. 21-22, 2001.
- [39] T Amornraksa and S Tachaphetpiboon, "Fingerprint recognition using DCT features," *Electronic Letters*, vol. 42, no. 9, pp. 522-523, 2006.
- [40] N Nanni and A Lumini, "Local Binary Patterns for a hybrid fingerprint matcher," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 11, pp. 3461-3466, 2008.
- [41] T Ojala, M Pietikainen, and T Maenpaa, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, vol. 24, no. 7, pp. 971-987, 2002.
- [42] L Nanni and A Lumini, "Descriptors for image-based fingerprint matchers," *Expert Systems With Applications*, vol. 36, no. 10, pp. 12414-12422, 2009.
- [43] N Dalal and B Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *IEEE Computer Society Conference*, 2005, pp. 886-893.



- [44] A M Bazen, G T Verwaaijen, S H Gerez, L P Veelenturf, and B J van der Zwaag, "A CorrelationBased Fingerprint Verification System," in *In Proceedings of Workshop on Circuits Systems and Signal Processing*, 2000, pp. 205–213.
- [45] K Nandakumar and A K Jain, "Local Correlation-based Fingerprint Matching," in *Proceedings of ICVGIP*, Kolkata, 2004.
- [46] A K Jain, L Hong, and R Bolle., "On-line Fingerprint Verification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 4, pp. 302–314, 1997.
- [47] A K Jain, S Prabhakar, and S Chen , "Combining Multiple Matchers for a High Security Fingerprint Verification System," *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, no. 11, pp. 1371–1379, 1999.
- [48] N K Ratha, K Karu, S Chen, and A K Jain, "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 8, pp. 799–813, 1996.
- [49] A J Willis and L Myers, "A Cost-Effective Fingerprint Recognition System for Use with Low-Quality prints and Damaged Fingertips," *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 2, pp. 255–270, 2001.
- [50] M Tico and P Kuosmanen, "Fingerprint Matching Using an Orientation-Based Minutia Descriptor," *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, vol. 25, no. 8, pp. 1009-1014, AUGUST 2003.
- [51] C. Wu, V. Govindaraju S. Chikkerur, "A systematic approach for feature extraction in fingerprint images," in *International Conference on Bioinformatics and Its Applications*, Fort Lauderdale, Florida, USA, 2004, pp. 344–350.
- [52] Mr. Ashish K. Surlakar and Mr. Adarshkumar Handa Mrs. Suwarna A. Surlakar, "Reliable Core Point Detection in Fingerprint ," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Electronics Engineering (IJARCSEE)*, vol. 1, no. 7, pp. 61-64, 2012.
- [53] Young-Chul Song and Stephen J. Elliott, "Orientation and edge-map based fingerprint core-point detection," *Optical Engineering*, vol. 3, no. 47, March 2008.
- [54] Navrit Kaur Johal and Prof. Amit Kamra, "A Novel Method for Fingerprint Core Point Detection ," *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 2, no. 4, April 2011.
- [55] Y. Wan, and A. K. Jain L. Hong, "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, vol. 20, pp. 777–789, 1998.
- [56] H V Miss, V T Prativina, and N B Saragna, "Study of local binary patterns for partial fingerprint identification," *International Journal of Modern Enginnering research (IJMER)*, vol. 4, no. 9, pp. 55-61, september 2014.
- [57] SS Gornale, M Basavanna, and R Kruthi , "Fingerprint based gender classification using local binary patterns," *International Journal of Computational Intellegence Research*, vol. 13, no. 2, pp. 261-271, 2017.
- [58] M Z Rashad, M Y Shams, O Nomir, and M R Al awady, "Iris Recognition Based on LBP and Combined LVQ Classifier," *International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT)*, vol. 3, no. 5, pp. 67-78, october 2011.
- [59] G Hemantkumar , G Tembhare , and K S Dongre , "Palmprint Recognition by using LOCAL BINARY PATTERN," *International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering (IJARECE)*, vol. 6, no. 5, pp. 396-399, May 2017.
- [60] S Singh, A Kaur, and Taqdir, "A Face Recognition Technique using Local Binary Pattern Method," *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 4, no. 3, pp. 165-168, Mars 2015.
- [61] T Ojala, M Pietikainen, and D Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions," *Pattern Recognition*, vol. 29, pp. 51–59, 1996.
- [62] O V V and J Heikkil, "Blur insensitive texture classification using local phase quantization," *Image and Signal Processing*, vol. 5099, pp. 236-243, 2008.
- [63] L Ghiani , L G Marcialis , and F Roli, "Fingerprint liveness detection by local phase quantization," in 21

*st international conference on pattern recognition (ICPR), Japan, 2012.*

- [64] T Ahonen, E Rahtu, V Ojansivu, and J Heikki, "Recognition of blurred faces using local phase quantization," in *ICPR*, 2008.
- [65] R Abd. Rahim, O Norhuda, M N Shah Zainudin, and M M Ismail, "Iris Recognition using Histogram Analysis via LPQ and RI-LPQ Method," *International Journal of Electrical & Computer Sciences IJEC*, vol. 12, no. 4, pp. 66-70, 2012.
- [66] L S Mohan and J James, "Fingerprint Spoofing Detection using HOG and Local Binary Pattern," *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 6, no. 4, pp. 586-593, April 2017.
- [67] S Chang, D Xiaoqing, and F Chi, "Histogram of the Oriented Gradient for Face Recognition," *TSINGHUA SCIENCE AND TECHNOLOGY*, vol. 16, no. 2, pp. 216-224, April 2011.
- [68] S Sovithiri and A Murugan, "Performance analysis on half iris feature extraction using GW, LBP and HoG," *International Journal of computer applications*, vol. 22, no. 2, pp. 27-32, May 2014.
- [69] J Kanala and E Rahtu, "Bsfif: binarized statistical image features," in *21st International Conference on Pattern Recognition*, Tsukuba, Japan., 2012.
- [70] R Raghavendra and B Christoph, "Robust palmprint verification using sparse representation of binarized statistical features: a comprehensive study," *Proceedings of the 2nd ACM workshop on Information hiding and multimedia security, Salzburg, Austria*, pp. 181-185, 2014.
- [71] L Ghiani, A Hadid, L G Marcialis, and F Roli, "Fingerprint liveness detection using Binarized Statistical Image Features," in *Proc. 6th IEEE Int. Conf. on Biometrics: Theory Applications and systems*, 2013, pp. 1-6.
- [72] A Adjimi, A Hacine-Gharbi, and M Mostefai, "Application of binarized statistical image features for fingerprint recognition," in *SIVA-2015-3rd-International-Conference-Signal-Image-Vision-and-Their Applications*, Guelma-Algeria, 2015.
- [73] A Adjimi, A Hacine-Gharbi, P Ravier, and M Mostefai, "Extraction and selection of binarized statistical image features for fingerprint recognition," *Int. J. Biometrics*, vol. 9, no. 1, pp. 67-80, 2017.
- [74] B K Raja, R Raghavendra, and C Busch, "Binarized statistical features for improved iris and periocular recognition in visible spectrum," in *2nd International Workshop on Biometrics and Forensics, IEEE*, 2014.
- [75] W Chu, Z Ying, and X Xia, "Facial expression recognition based on binarized statistical image features," in *Ninth International conference on natural computation*, China, 2013.
- [76] R Raghavendra and C Busch, "Robust palmprint verification using sparse representation of binarized statistical features: a comprehensive study," in *Proceedings of the 2nd ACM workshop on Information hiding and multimedia security*, Austria, 2014.
- [77] A Hacine-gharbi, "Sélection de paramètres acoustiques pertinents pour la reconnaissance de la parole," University of Orléans and University Ferhat Abbas-Sétif, PhD thesis 2012.
- [78] R Bellman, *Dynamic programming.*: Princeton University Press, 1957.
- [79] R Kohavi and G John., "Wrappers for feature selection," *Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 2, pp. 273-324, December 1997.
- [80] R Jorge, Vergara, A Pablo, and Estévez, "A Review of Feature Selection Methods Based on Mutual Information," *Neural Computing and Application*, vol. 24, no. 1, pp. 175-186, 2014.
- [81] A Jain and D Zongker, "Feature selection: Evaluation, application and small sample performance," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Recognition*, vol. 19, no. 2, pp. 153-158, 1997.
- [82] M Dash and H Liu, "Feature selection for classification," *Intelligent Data Analysis*, vol. 1, no. 3, pp. 131-156, 1997.
- [83] F Grandidier, "un nouvel algorithme de sélection de caractéristiques Application à la lecture automatique de l'écriture manuscrite," Ecole de technologies supérieure, Québec, Thèse de Doctorat 2003.

- [84] K Kira and A Rendell , "The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm," in *Artificial Intelligence*, 1992, pp. 129–134.
- [85] P M Narendra and K Fukunaga, "A branch and bound algorithm for feature selection," *IEEE Transactions on Computers*, vol. 26, no. 9, pp. 917–922, September 1977.
- [86] D Koller and M Sahami, "Toward optimal feature selection," in *International Conference on Machine Learning*, Bari, Italy, July 1996, pp. 284–292.
- [87] D.W. Aha and R.L. Bankert, "A comparative evaluation of sequential feature selection algorithms ," in *5th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics*, Ft. Lauderdale, FL, USA, 1995, pp. 1-7.
- [88] W Duch , T Winiarski , J Biesiada , and A Kachel , "Feature selection and ranking filter," in *International conference on artificial neural networks (ICANN) and International conference on neural information processing (ICONIP)*, 2003, pp. 251–254.
- [89] H Daviet, "ClassAdd, une procédure de sélection de variables basée sur une troncature k additive de l'information mutuelle et sur une Classification Ascendante Hiérarchique en prétraitement," Laboratoire d'Informatique de Nantes Atlantique, Université de Nantes, Nantes, Thèse de Doctorat 2009.
- [90] A Hacine-Gharbi, P Ravier, R Harba, and T Mohamadi, "Low bias histogram-based estimation of mutual information for feature selection ," *Pattern Recognition Letters* , vol. 33, pp. 1302–1308, 2012.
- [91] R Battiti, "Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 5, no. 4, pp. 537–550, 1994.
- [92] G H John, R Kohavi, and K Pfleger, "Irrelevant features and subset selection problem," in *Machine Learning*, San Francisco, CA, 1994, pp. 121–129.
- [93] G, H John, R Kohavi, and K Pfleger, "Irrelevant features and the subset selection problem," in *International Conference on Machine Learning*, 1994, pp. 121-129.
- [94] C E Shannon, "A mathematical theory of communication," *Bell Systems Technica Journall*, vol. 27, pp. 379-423, July 1948.
- [95] G Brown, A Pocock, M Lujan, and M J.Zhao, "Conditional Likelihood Maximisation: A Unifying Framework for Information Theoretic Feature Selection," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 13, pp. 27-66, 2012.
- [96] T Cover and J Thomas, *Elements of information theory*, Jhon Wile & Sons, Ed. Third Avenue, New York, 1991.
- [97] W, J McGill, "Multivariate Information Transmission," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 4, no. 4, pp. 93-111, Septembre 1954.
- [98] S Raudys and A Jain, "Small sample size effects in statistical pattern recognition: recommendations for practitioners," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, vol. 13, no. 3, pp. 252–264, 1991.
- [99] Z Zhao and H Liu, "Searching for interacting features in subset selection," *Intelligent Data Analysis*, vol. 13, no. 2, pp. 207–228, 2009.
- [100] A Jakulin and I (). Bratko, "Quantifying and visualizing attribute interactions," *CoRR cs.AI/0308002*, URL <http://arxiv.org/abs/cs.AI/0308002>, 2003.
- [101] A,J Bell, "The co-information lattice," *Analysis* , pp. 921–926, 2003.
- [102] B Guo and M S Nixon, "Gait Feature Subset Selection by Mutual Information," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 39, no. 1, pp. 36-46, january 2009.
- [103] Y J Chin, K M Lim, S C Chong, and C P Lee , "April 2013 Minimal Redundancy Maximal Relevance Criterion-based Multibiometric Feature Selection," *Smart Computing Review*, vol. 3, no. 2, pp. 103-111, April 2013.
- [104] C Perez , J Tapia , P Estévez , and C Held, "Gender Classification From Face Images Using Mutual Information and Feature Fusion," *International Journal of Optomechatronics*, pp. 92-119,

2012.

- [105] D François, F Rossi, V Wertz, and M Verleysen, "Resampling methods for parameter-free and robust feature selection with mutual information," *Neurocomputing*, vol. 70, pp. 1276–1288, 2007.
- [106] A Hacine-Gharbi, P Ravier, and T Mohamadi, "Une nouvelle méthode de sélection des paramètres pertinents : application en reconnaissance de la parole," in *conférence TAIMA*, Hammamet, Tunisie, 2009, pp. 399-407.
- [107] G Brown, "A new perspective for information theoretic feature selection," in *International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, 2009, pp. 49–56.
- [108] N Kwak and C H Choi, "Input feature selection for classification problems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 1, pp. 143–159, 2002.
- [109] H Peng, F Long, and C Ding, "Feature selection based on mutual information: Criteria of max dependency, max-relevance, and min-redundancy," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 8, pp. 1226–1238, 2005.
- [110] D Lin and X Tang, "Conditional infomax learning: An integrated framework for feature extraction and fusion," in *European Conference on Computer Vision*, 2006.
- [111] I Kojadinovic, "Relevance measures for subset variable selection in regression problems based on k-additive mutual information," *Comput. Statist. Data Anal.*, vol. 49, pp. 1205–1227, 2005.
- [112] H Yang and J Moody, "Data Visualization and Feature Selection: New Algorithms for Non Gaussian Data," *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 688-695, 1999.
- [113] P E Meyer, C Schretter, and G Bontempi, "Information-theoretic feature selection in microarray data using variable complementarity," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 2, no. 3, pp. 261–274, 2008.
- [114] A Jakulin, "Learning based on attribute interactions," University of Ljubljana, Slovenia, PhD thesis 2005.
- [115] S Brahmam, C Casanova, L Nanni, and A Lumini, "A Hybrid Fingerprint Multimatcher," in *16th International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition*, Las Vegas, Nevada, USA, 2012.
- [116] S Lifeng, Z Feng, and T Xiaoou, "Improved fingercode for filterbank-based fingerprint matching," *Image Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 14-17, 2003.
- [117] R Kumar, P Chandra, and M Hanmandlu, "Fingerprint Matching Based on Texture Feature," *Springer*, vol. 296, pp. 86-91, 2013.
- [118] K Tewari and R L Kalakoti, "Fingerprint Recognition Using Transform Domain Techniques," in *International Technological Conference*, 2014, pp. 136-140.
- [119] M W Zin and M M Sein, "Texture feature based fingerprint recognition for low quality images Texture Feature based Fingerprint Recognition for Low Quality Images," in *Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS), International Symposium*, 2011, pp. 333-338.
- [120] T Connie, A Teoh Beng Jin, M Goh Kah Ong, and D Ngo Chek Ling, "An automated palmprint recognition system," *Image and Vision Computing*, vol. 23, pp. 501–515, 2005.
- [121] B Jun, T Kim, and D Kim, "A compact local binary pattern using maximization of mutual information for face analysis Pattern Recognition," *Pattern Recognition*, vol. 44, pp. 532–543, 2011.
- [122] D Maio, D Maltoni, R Cappelli, J L Wayman, and A K Jain, "FVC2002: Second Fingerprint Verification Competition," in *16 th international conference in Pattern Recognition*, 2002.
- [123] S C Dass, and A K Jain Y Chen, "Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance ," *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication Halmstad, , Sweden: Springer*, pp. 160-170, 2005.
- [124] H. Sturges, "The choice of a class-interval," *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 21, pp. 65–66, 1926.

## Liste des Figures

---

<b>Figure 1.1.</b> Les trois phases d'un système biométrique.....	7
<b>Figure 1.2.</b> Illustration du TFA et du TFR.....	8
<b>Figure 1.3.</b> Applications biométriques.....	9
<b>Figure 1.4.</b> Quelques modalités biométrique.....	12
<b>Figure 1.5.</b> La croissance de la biométrie.....	18
<b>Figure 1.6.</b> Marché de la biométrie .....	18
<b>Figure 1.7.</b> Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux.....	19
<b>Figure 2.1.</b> Capteur optique.....	24
<b>Figure 2.2.</b> Capteur en silicium.....	25
<b>Figure 2.3.</b> Capteur thermique utilisant une couche de matériau pyrélectrique.....	26
<b>Figure 2.4.</b> Principe de fonctionnement d'un capteur d'empreintes digitales ultrasonique à émetteur/récepteur en rotation.....	26
<b>Figure 2.5.</b> (a) image d'empreinte digitale, (b) crêtes et vallées.....	27
<b>Figure 2.6.</b> Caractéristiques d'empreinte digitale .....	28
<b>Figure 2.7.</b> Les cinq classes des empreintes digitales.....	29
<b>Figure 2.8.</b> Les cinq classes des empreintes digitales.....	30
<b>Figure 2.9.</b> Architecture générale d'un système de reconnaissance d'empreintes digitales.....	30
<b>Figure 2.10.</b> (a) image d'empreinte digitale de bonne qualité, (b) image d'empreinte digitale de moyenne qualité, (c) image d'empreinte digitale de mauvaise qualité.....	31
<b>Figure 2.11.</b> De gauche à droite, image d'empreinte digitale ; image après la binarisation ; image après la squelettisation.....	34
<b>Figure 2.12.</b> Extraction des minuties.....	35
<b>Figure 2.13.</b> Différences entre deux empreintes digitales de même doigt.....	38
<b>Figure 3.1.</b> Image d'empreinte digitale brute et l'image améliorée correspondante.....	42
<b>Figure 3.2.</b> L'image d'empreinte digitale et l'image recadrée (100x100 pixels).....	43
<b>Figure 3.3.</b> Les régions d'intégration des pixels de $\epsilon$ pour $\mathcal{A}(\mathbf{i}, \mathbf{j})$ .....	43

<b>Figure 3.4.</b> Extraction des caractéristiques LPQ, LBP, BSIF et HoG .....	<b>44</b>
<b>Figure 3.5.</b> Le LBP original.....	<b>45</b>
<b>Figure 3.6.</b> Trois voisins circulaires: (8, 1), (16, 2), (24, 3).....	<b>45</b>
<b>Figure 3.7.</b> 13 images naturelles utilisées pour la formation des Filtres $w_i$ .....	<b>49</b>
<b>Figure 3.8.</b> Filtres d'apprentissage avec ( $l = 7$ et $n = 8$ ).....	<b>49</b>
<b>Figure 3.9.</b> Extraction des caractéristiques BSIF: (a) fenêtre de taille 50x50 pixels, (b) image BSIF, (c) histogramme BSIF (256 bins).....	<b>50</b>
<b>Figure 4.1.</b> Représentation graphique du processus de sélection.....	<b>55</b>
<b>Figure 4.2.</b> Espace de caractéristiques avec des caractéristiques très et peu pertinentes.....	<b>57</b>
<b>Figure 4.3.</b> Diagramme de Venn : relations entre l'information mutuelle et l'entropie.....	<b>60</b>
<b>Figure 4.4.</b> Information mutuelle multivariée de trois variables.....	<b>61</b>
<b>Figure 5.1.</b> L'architecteur du système proposé .....	<b>67</b>
<b>Figure 5.2.</b> Exemple d'empreintes digitales de la base FVC2002.....	<b>70</b>
<b>Figure 5.3.</b> Résultats de HoG, LBP, LPQ et BSIF avec un nombre différent d'images d'apprentissage sur la base DB1.....	<b>72</b>
<b>Figure 5.4.</b> Taux de reconnaissance sur la base de données DB1 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.....	<b>76</b>
<b>Figure 5.5.</b> Taux de reconnaissance sur la base de données DB2 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.....	<b>77</b>
<b>Figure 5.6.</b> Taux de reconnaissance sur la base de données DB3 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.....	<b>78</b>
<b>Figure 5.7.</b> Taux de reconnaissance sur la base de données DB4 utilisant les caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées.....	<b>79</b>
<b>Figure 5.8.</b> Le phénomène de la malédiction (Peaking).....	<b>80</b>
<b>Figure 5.9.</b> Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec $\alpha = \{90\% \dots 99\%$ sur DB1	<b>81</b>
<b>Figure 5.10.</b> Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec $\alpha = \{90\% \dots 99\%$ sur DB2 .....	<b>82</b>

<b>Figure 5.11.</b> Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec $\alpha = \{90\% \dots 99\% \}$ sur DB3.....	<b>82</b>
<b>Figure 5.12.</b> Nombre de caractéristiques BSIF sélectionnées avec $\alpha = \{90\% \dots 99\% \}$ sur DB4.....	<b>83</b>
<b>Figure 5.13.</b> Taux de reconnaissance (%) en utilisant les caractéristiques sélectionnées BSIF sur la base de données DB1 avec $S = 16$ , (a) BSIF avec $l = 9$ et $n = 5$ , (b) BSIF avec $l = 9$ et $n = 6$ ...	<b>90</b>
<b>Figure 5.14.</b> Taux de reconnaissance (%) en utilisant les caractéristiques sélectionnées BSIF sur la base de données DB4 avec $S = 16$ , (a) BSIF avec $l = 9$ et $n = 5$ , (b) BSIF avec $l = 9$ et $n = 6$ .....	<b>91</b>

## Liste des tableaux

---

<b>Tableau 1.1.</b> Comparaison des Technologies Biométriques.....	17
<b>Tableau 5.1.</b> Les technologies et les scanners utilisés pour collecter les bases de données FVC2002.....	69
<b>Tableau 5.2.</b> Nombre de bacs d'histogramme pour chaque descripteur .....	70
<b>Tableau 5.3.</b> Taux de reconnaissance (%) des caractéristiques BSIF, HoG, LBP et LPQ sur les quatre bases de données FVC 2002.....	73
<b>Tableau 5.4.</b> Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec $\alpha = 98\%$ sur la base de données DB1. Les valeurs vertes correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.....	84
<b>Tableau 5.5.</b> Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec $\alpha = 98\%$ sur la base de données DB2. Les valeurs vertes correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.....	84
<b>Tableau 5.6.</b> Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec $\alpha = 98\%$ sur la base de données DB3. Les valeurs vertes correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.....	85
<b>Tableau 5.7.</b> Nombre de caractéristiques BSIF, HoG, LPQ et LBP sélectionnées et taux de reconnaissance obtenus avec $\alpha = 98\%$ sur la base de données DB4. Les valeurs vertes correspondent au nombre minimum de caractéristiques sélectionnées avec une acceptation de la dégradation de 98% par rapport au taux obtenu avec toutes les caractéristiques.....	85
<b>Tableau 5.8.</b> Taux de reconnaissance (%) pour la base de données FVC 2002 DB1 calculée pour BSIF avec différentes tailles de filtre $l = \{5, 7, 9, 11, 15, 17\}$ et avec différentes longueurs de bits $n = \{5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$ .....	86
<b>Tableau 5.9.</b> Taux de reconnaissance (%) pour la base de données FVC 2002 DB4 calculée pour BSIF avec différentes tailles de filtre $l = \{5, 7, 9, 11, 15, 17\}$ et avec différentes longueurs de bits $n = \{5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$ .....	86
<b>Tableau 5.10.</b> Taux de reconnaissance (%) pour la base de données FVC 2002 DB1 et DB4 calculée pour LBP et LPQ et BSIF avec différentes tailles de fenêtre de filtre et différentes longueurs de bits.....	87
<b>Tableau 0.11</b> Taux de reconnaissance (%) de l'expérience sur la base de données FVC 2002 DB1 en utilisant LBP, LPQ et BSIF ( $l = 11$ et $n = 7$ ) avec un nombre d'images d'apprentissage différent par personne.....	87
<b>Tableau 0.12</b> Les taux de reconnaissance (%) de l'expérience sur la base de données FVC 2002 DB1 using BSIF ( $l = \{9, 11\}$ et $n = \{5,6\}$ ) montrent l'effet du nombre de sous-fenêtres extraites sur les taux de reconnaissance.....	88
<b>Tableau 0.13</b> Les taux de reconnaissance (%) de l'expérience sur la base de données FVC 2002 DB4 utilisant BSIF ( $l = \{9, 11\}$ et $n = \{5,6\}$ ) montrent l'effet du nombre de sous-fenêtres extraites sur les taux de reconnaissance.....	89