

لجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة 8 ماي 1945 قالمة
Université 8 Mai 1945 Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie Département d'Électronique et
Télécommunications



Mémoire En Vue De L'obtention Du Diplôme De Master

Domaine : Sciences et Technologie
Filière : Electronique
Spécialité : Instrumentation

La reconnaissance des personnes par les veines des doigts en utilisant des modèles binaires locaux

Présenté par : Chemlel Acheraf Mouad.

Sous la direction de : Pr. Bourouba Houcine.

Juin 2024

REMERCIEMENTS

En tout premier lieu, je remercie du plus profond de mon cœur « ALLAH » d'avoir éclairés vers le bon chemin et tout puissant qui je a donné la force, le courage, la volonté la patience et les moyens afin de pouvoir accomplie ce travail. Je tiens à remercier ma famille pour son apport affectif et ses sacrifices.

*Je ne saurais suffisamment remercier la personne qui m'a aidé à réaliser ce travail dans les meilleures conditions mon encadreur monsieur **Pr. Bourouba Houcine**. Sa disponibilité, sa patience tout au long de ce travail nous a été bénéfique.*

Je remercie également le Président et les membres du Jury qui nous font l'honneur d'accepter de juger notre travail. Sans oublier bien entendu tous les enseignants qui ont contribué par leur savoir et leurs encouragements le long de nos parcours.

Enfin une profonde reconnaissance à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail et qui ne sont pas cités ici, je les remercie tous, très chaleureusement.

Résumé

Le travail présenté se concentre sur la biométrie, en particulier l'identification automatique des individus par les veines du doigt, une modalité biométrique reconnue pour sa précision et sa sécurité. Le système développé a surpassé les systèmes précédents en utilisant le descripteur d'image BSIF présentent le meilleur taux de reconnaissance qui atteint les 99.37 % et l'algorithme "lee_region" pour améliorer le contraste des images et atteindre des taux de reconnaissance élevés dans la base de données SDUMLA-HMT. Les résultats expérimentaux confirment l'efficacité de cette méthode. En conclusion, la biométrie des veines du doigt représente une avancée significative pour l'identification automatisée, promettant des développements futurs pour affiner et élargir son application pratique.

Mots-clés : Système biométrique, veines des doigts, les motifs binaires locaux, BSIF, classificateur K-NN, SDUMLA-HMT, taux de reconnaissance.

Abstract

The presented work focuses on biometrics, specifically on the automatic identification of individuals using finger vein patterns, a biometric modality known for its precision and security. The developed system has surpassed previous systems by utilizing the BSIF image descriptor, achieving the highest recognition rate of 99.37%, and the "lee_region" algorithm to enhance image contrast and achieve high recognition rates in the SDUMLA-HMT database. Experimental results confirm the effectiveness of this method. In conclusion, finger vein biometrics represents a significant advancement in automated identification, promising future developments to refine and expand its practical applications.

Keywords : Biometric system, finger veins, local binary patterns, BSIF, K-NN classifier, SDUMLA-HMT, recognition rate.

الملخص

العمل المقدم يركز على المجال البيومتري، وتحديدًا على التعرف التلقائي على الأفراد من خلال أوعية الدم في الأصابع، وهي إحدى وسائل التعرف الحيوي المعروفة بدقتها وأمانها. تفوق النظام المطور الأنظمة السابقة باستخدام محدد الصور BSIF وخوارزمية "lee_region" لتحسين تباين الصور وتحقيق معدلات عالية من التعرف في قاعدة البيانات SDUMLA-HMT حيث وصل معدل التعرف إلى 99.37%. النتائج التجريبية تؤكد فعالية هذه الطريقة. في الختام، فإن التقنية الحيوية لأوعية الدم في الأصابع تمثل تقدمًا كبيرًا في مجال التعرف التلقائي، مما يعد بالمزيد من التطورات لتحسين وتوسيع تطبيقاتها العملية في المستقبل.

الكلمات المفتاحية: نظام بيومتري، أوعية الدم في الأصابع، محددات الصور BSIF، خوارزمية "lee_region"، قاعدة بيانات SDUMLA-HMT، معدل التعرف.

Sommaire

Titres	Pages
Résumé	I
Liste des figures	IV
Liste des tableaux	V
Liste des abréviations	VI
Introduction générale	1
Chapitre 01 : Généralités Sur la biométrie	
1.1. Introduction	3
1.2. Définition de la biométrie	3
1.3. Propriétés d'une modalité biométrique	3
1.4. Modalités biométriques	4
1.4.1. Les modalités physiologiques (Morphologique)	4
1.4.2. Les modalités comportementales	6
1.4.3. Biométrie biologique	8
1.5. Comparaison entre les différentes techniques biométriques	9
1.6. Systèmes biométriques	10
1.6.1. Définition	10
1.6.2. Architecture d'un système biométrique	10
1.6.3. Modes de fonctionnement d'un système biométrique	10
1.6.3.1. Mode d'enrôlement ou d'apprentissage	10
1.6.3.2. Mode d'identification	11
1.6.3.3. Mode authentification ou vérification	11
1.6.4. Critères d'évaluation d'un système biométrique	12
1.6.4.1. Les critères d'évaluations des systèmes de vérification biométriques	12
1.6.4.2. Les critères d'évaluations des systèmes d'identification biométriques	13
1.6.5. Domaine applications des systèmes biométriques	14
1.6.5.1. Service public	14
1.6.5.2. Pouvoir judiciaire	15
1.6.5.4. Applications gouvernementales	15
1.7. Conclusion	15
Références bibliographiques	16
Chapitre 02 : La reconnaissance des veines des doigts	
2.1. Introduction	19
2.2. Concept de reconnaissance des veines du doigt FVR	19
2.3. Principe de l'imagerie des veines du doigt	20
2.4. Dispositif de reconnaissance des veines du doigt	21
2.5. Bases de données sur les veines des doigts	21
2.6. Modèle général d'identification des veines du doigt	22
2.6.1 Acquisition d'images	22
2.6.1.1. Méthode de réflexion de la lumière	23
2.6.1.2. Méthode de transmission de la lumière	24
2.6.1.3. L'éclairage latéral	24
2.6.2. Prétraitement des images	25
2.6.2.1. L'évaluation de la qualité de l'image	26
2.6.2.2. L'extraction de la région d'intérêt (ROI) / Extraction du retour sur investissement	26
2.6.2.3. La normalisation et l'amélioration	27
2.6.3. Extraction des caractéristiques	27

2.6.3.1. Méthode basée sur le tracé des veines	28
2.6.3.2. Les méthodes basées sur la réduction de la dimensionnalité	28
2.6.3.3. Les méthodes binaires locales	29
2.6.3.4. Méthode basée sur les minuties	29
2.6.4 La mise en correspondance (Matching)	29
2.7. Conclusion	30
Références bibliographiques	31
Chapitre 03 : Les motifs binaires locaux	
3.1. Introduction	34
3.2. Descripteurs locaux	34
3.3. Les types des motifs locaux	34
3.3.1. Motifs Binaires Locaux (LBP)	34
3.3.1.1. LBP uniforme	35
3.3.1.2. LBP invariant par rotation	36
3.3.1.3. Domaines d'application du LBP	36
3.3.1.4. Avantages des LBP	37
3.3.1.5. Limitations des LBP	37
3.3.2. Quantification de la phase locale (LPQ)	38
3.3.3. Binarized Statistical Image Features (BSIF)	39
3.4. Combinaison des critères locaux	40
3.4.1. L'analyse de la complexité des calculs	41
3.5. Algorithme du K-voisin le plus proche (KNN)	41
3.5.1. Applications de l'algorithme	42
3.5.2. Avantages et inconvénients de l'algorithme	42
3.6. Conclusion	43
Références bibliographiques	44
Chapitre 04 : Méthodes et Résultats	
4.1. Introduction	46
4.2. Méthode proposée	46
4.2.1. Prétraitement	46
4.2.2. Extraction des caractéristiques	47
4.2.3. Décomposition de l'image BSIF	47
4.2.4. Processus de mise en correspondance	47
4.3. Résultats expérimentaux et discussions	47
4.3.1. Base de données des images de la veine du doigt	48
4.3.1.1. Description de la base	48
4.3.1.2. Séparation des bases de données	48
4.3.2. Détermination des paramètres	49
4.3.2.1. Détermination des paramètres de l'algorithme de détection de ROI	49
4.3.2.2. Détermination des paramètres de l'algorithme de pyramide	49
4.3.2.3. Evaluation des différents filtres avec le niveau de décomposition L	50
4.3.2.4. Performances comparées aux méthodes les plus récentes	54
4.4. Conclusion	54
Références bibliographiques	55
Conclusion Générale	56

Listes des figures

Figures	Pages
Figure 1 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques. [14]	04
Figure 2 : Reconnaissance par visage. [15]	05
Figure 3 : Exemple de modalité biométrique par empreinte digitale. [17]	05
Figure 4 : Détail d'une rétine. [19]	06
Figure 5 : Détail d'une iris. [19]	06
Figure 6 : Géométrie de la main. [20]	06
Figure 7 : Exemple de modalité biométrique de signature. [21]	07
Figure 8 : Frappe dynamique sur le clavier. [22]	07
Figure 9 : Reconnaissance de la voix. [23]	08
Figure 10 : Exemple de modalité biométrique de l'ADN. [25]	08
Figure 11 : Distribution des scores des personnes légitimes et des imposteurs [38]	13
Figure 12 : (a) La courbe ROC, (b) La courbe CMC [40]	14
Figure 13 : (a) Exemple de dispositifs d'imagerie des veines du doigt, (b) Doigt humain. [3]	20
Figure 14 : (a) Identification d'un doigt à l'aide d'une caméra proche infrarouge et d'une webcam. (b) Échantillons d'images acquises simultanément par le dispositif d'imagerie. [5]	21
Figure 15 : Dispositif de capture d'images des veines du doigt. [6]	21
Figure 16 : Schéma fonctionnel des techniques de reconnaissance des veines du doigt.[10]	22
Figure 17 : Exemples d'images de veines de doigts capturées. [12]	23
Figure 18 : Méthode de réflexion de la lumière [15]	24
Figure 19 : Méthode de transmission de la lumière. [16]	24
Figure 20 : Méthode d'éclairage latéral. [17]	25
Figure 21 : Recadrage d'une image de veine de doigt. (a) Image originale des veines du doigt. (b) Résultat de la diffusion anisotropique. (c) L'estimation de l'illumination de l'arrière-plan. (d) L'image restaurée des veines du doigt. [28]	26
Figure 22 : Extraction du retour sur investissement à partir d'images de veines de doigts. (a) Échantillon d'image acquise. (b) Image binarisée. (c) Carte des contours soustraite de (b). (d) Masque ROI à partir de l'image en (c) et de l'image ROI des veines du doigt. [30]	27
Figure 23 : une illustration de LBP basique. [4]	35
Figure 24 : Exemples de d'opérateur LBPP.R . [5]	35
Figure 25 : Exemples de motifs uniformes et non-uniformes. [6]	36
Figure 26 : Rotation d'une image. [6]	36
Figure 27 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur	39
Figure 28 : Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur BSIF	39
Figure 29 : Temps de calcul de LBP, LPQ et BSIF sur un processeur Intel 3.4GHz avec différentes résolutions d'images. [13]	41
Figure 30 : Un exemple simple de classification par 3 plus proches voisins. [16]	42
Figure 31 : Schéma fonctionnel de la méthode proposée	46
Figure 32 : Un aperçu de la base de données des veines des doigts SDUMLA-HMT, (a) (d)	48
Figure 33 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=1	51
Figure 34 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=2	51
Figure 35 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=3	52
Figure 36 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=4	52
Figure 37 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=5	53
Figure 38 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=6	53

Liste des tableaux

Tableaux	Pages
Tableau 01 : Les avantages et les inconvénients des différentes modalités Biométriques. [27]	09
Tableau 02 : Comparaison entre les bases de données sur les veines des doigts. [8]	22
Tableau 03 : Résultats de Combinaison.[13]	40
Tableau 04 : la variation de taux d'identification selon les paramètres leeH, leeW	49
Tableau 05 : la variation de taux d'identification selon les paramètres leeH, leeW	49
Tableau 06 : Taux d'identification selon les paramètres L et CC pour l'index gauche	50
Tableau 07 : Taux d'identification selon les paramètres L et CC pour Majeur gauche	50
Tableau 08 : Taux d'identification selon les paramètres L et CC pour Annulaire gauche	50
Tableau 09 : les meilleurs taux de reconnaissance avec les filtres associés	53
Tableau 10 : Résultats comparatifs montrant le taux d'identification des schémas proposés et des méthodes récemment proposées sur les bases de données de veines de doigts SDUMLA	54

Liste des abréviations

- PIN** : Personal identification Number.
- ADN** : Acide Désoxyribose Nucléique.
- FVR** : FingerVein Recognition.
- ROI** : Région Of Intrest.
- LPB** : Méthode Binaire Locale.
- LPQ** : Quantification de la Phase Locale.
- BSIF** : Binarized Statistical Image Features.
- KNN** : K-Nearest Neighbor.
- FRR** : False Rejection Rate.
- FAR** : False Acceptante Rate.
- ERR** : Equal Error Rate.
- LED** : Light-Emitting Diode.
- CLAHE** : Contrast Limited Adaptive Histogram.
- ROC** : Receiver Operating Characteristic.
- AUC** : Area Under ROC Curve.
- CMC** : Cumulative Match Characteristic.
- CCD** : Charged Coupled Device.
- ICA** : Independent Component Analysis.
- NIR** : Near Infra Red : proche infrarouge.
- KPCA** : Kernel Principal Component Analysis.
- IRM** : Imageries par Résonance Magnétique.
- STFT** : Short-Time Fourier Transform.
- TF** : transformée de Fourier.

Introduction générale

Introduction générale

La reconnaissance des individus à l'aide des caractéristiques biométriques est devenue une technique clé dans de nombreux domaines, notamment la sécurité, le contrôle d'accès et la vérification d'identité. Parmi les différentes méthodes biométriques disponibles, la reconnaissance des veines des doigts s'est imposée comme une technique particulièrement prometteuse en raison de ses avantages en termes de sécurité et de fiabilité. Cette technique a suscité un intérêt considérable.

Bien que diverses méthodes telles que les caractéristiques comportementales comme la signature [1] et l'écriture manuscrite [2], les empreintes digitales, la géométrie de la main et l'empreinte de la paume aient été utilisées pour identifier les individus. Les veines des doigts offrent un modèle biométrique interne difficile à falsifier ou à reproduire, car elles se trouvent sous la surface de la peau et ne sont pas visibles à l'œil nu. Cette caractéristique intrinsèque rend les systèmes de reconnaissance des veines des doigts moins vulnérables aux attaques que les empreintes digitales ou la reconnaissance faciale. En utilisant la lumière infrarouge proche, il est possible de capturer une image claire du réseau veineux unique à chaque individu.

Pour améliorer davantage la précision et l'efficacité de la reconnaissance des veines des doigts, les chercheurs ont exploré plusieurs techniques de traitement et d'analyse d'images. Parmi ces techniques, les motifs binaires locaux (LBPs) se sont révélés être un outil puissant. Ils permettent de transformer l'image en un ensemble de valeurs binaires en comparant les pixels dans une zone locale, facilitant ainsi l'extraction des caractéristiques texturales distinctives. Parmi les descripteurs les plus couramment utilisés figurent les descripteurs de phase locale (LPQ), le descripteur BSIF [3] et le motif binaire local (LBP) [4], qui ont démontré leur efficacité dans de nombreuses applications et ont un impact très bénéfique.

L'utilisation des motifs binaires locaux (LBPs) pour analyser les images des veines des doigts implique de convertir les variations des pixels en motifs binaires pouvant être utilisés pour créer des signatures biométriques uniques. Cette méthode non seulement améliore la précision de la reconnaissance, mais elle est également efficace sur le plan computationnel, ce qui la rend idéale pour des applications en temps réel.

Ensuite, nous présenterons les résultats expérimentaux obtenus en appliquant cette technique et discuterons de ses performances par rapport à d'autres méthodes biométriques.

En fin de compte, notre objectif est de démontrer que l'intégration des motifs binaires locaux dans les systèmes de reconnaissance des veines des doigts peut conduire à des améliorations significatives en termes de sécurité et de fiabilité, ouvrant ainsi la voie à des applications plus larges et plus sécurisées dans le domaine de la biométrie.

Le travail présenté dans cette thèse se compose de quatre chapitres :

Le premier chapitre : Ce chapitre vise à fournir une vue d'ensemble de la biométrie qui détermine l'identité d'une personne ou vérifie son identité sur la base de ses caractéristiques biologiques et/ou physiques et/ou comportementales. Nous décrivons ensuite les différentes méthodes biométriques, en mentionnant leurs avantages et inconvénients.

Le deuxième chapitre : Dans ce chapitre, nous avons décrit les veines des doigts ainsi que les dispositifs utilisés pour leur acquisition. Nous avons également abordé les différents modules du système FVR, les méthodes de capture des images veineuses, certains processus de prétraitement, les diverses techniques d'extraction des caractéristiques, ainsi que les travaux connexes relatifs à l'identification des veines des doigts.

Le troisième chapitre : Ce chapitre présente les motifs binaires locaux (LBP), les caractéristiques statistiques binaires des images (BSIF) et la phase locale (LPQ), qui sont parmi les méthodes les plus couramment utilisées pour caractériser la texture locale. Nous examinerons également les méthodes de classification telles que l'algorithme des k-plus proches voisins (K-nearest neighbor, KNN). Ce chapitre détaille le fonctionnement de ces méthodes, leurs applications, leurs avantages et leurs limites.

Le quatrième chapitre : Ce chapitre présente les résultats expérimentaux de la méthode proposée et les compare avec les résultats des méthodes publiées précédemment.

Chapitre 01

Généralités Sur la biométrie

1.1. Introduction :

Ce chapitre présente la biométrie et ses modalités. Dans un premier temps, nous commençons par la définition et l'utilisation de la biométrie. Ensuite, nous décrivons les différentes modalités biométriques tout en citant leurs avantages et inconvénients. Par la suite, nous présentons les métriques d'évaluation des systèmes biométriques, leurs limitations ainsi que les enjeux liés à leur évaluation.

1.2. Définition de la biométrie :

Le terme biométrie provient de deux mots grecs : [bios : la vie et metrics : mesure] [5], il désigne l'ensemble des procédés de reconnaissance automatique d'une personne par certaines de ses caractéristiques.

Une définition exacte de la biométrie est donnée par Jain et al, qui la définit comme étant la science visant à déterminer automatiquement l'identité d'un individu sur la base de caractéristiques physiologiques ou comportementales [6].

La biométrie est une technologie émergente qui permet de vérifier l'identité d'une personne en utilisant une ou plusieurs de ses caractéristiques personnelles. Il s'agit d'une technique de reconnaissance qui consiste à convertir une caractéristique biologique, morphologique, comportementale ou latente en une empreinte numérique [7-8].

Comparés aux différents moyens d'authentification mentionnés ci-dessus, la biométrie présente des avantages certains au regard d'une série, non exhaustive, d'attributs suivants [9] :

- **Convivialité** : Les utilisateurs n'auront plus besoin de mémoriser une longue liste de mots de passe ou de porter un jeu de clés. Il suffit de présenter ses données biométriques et de laisser le système gérer le reste.
- **Compréhensibilité** : L'identification des personnes par des moyens biométriques intrinsèques tels que le visage et la voix est essentiellement une habitude humaine intuitive, ce qui rend l'authentification biométrique facile à comprendre et à interpréter.
- **Sécurité** : Contrairement aux mots de passe et aux clés, l'authentification biométrique a été largement prouvée comme étant la plus difficile à falsifier ou à imiter.
- **Précision** : La précision de l'identification de haut niveau peut être assurée par une intégration au maximum de la biométrie multimodale.

1.3. Propriétés d'une modalité biométrique :

En théorie, la plupart des caractéristiques biologiques peuvent être considérées comme étant des modalités biométriques. Néanmoins, pour pouvoir s'intégrer dans un système biométrique potentiellement précis, pratique et rentable, la caractéristique biométrique utilisée a besoin de répondre à une série d'exigences. Jain et al. 2006, propose à ce propos sept exigences principales énumérées dans ce qui suit [10] :

- **Universelles** : Chaque personne, indépendamment de tout facteur externe, doit avoir son propre trait biométrique au cours d'un processus d'authentification.

- **Uniques** : Le plus important est que chaque élément biométrique soit suffisamment unique pour pouvoir distinguer une personne d'une autre. En d'autres termes, s'assurer avec une erreur quasi nulle que deux personnes soient les mêmes selon une même caractéristique biométrique.

- **Permanentes** : L'authentification biométrique garantit une stabilité de ses résultats dans la durée. En clair, la robustesse de la caractéristique biométrique sélectionnée doit être invariante chez tout individu sur une longue période.

- **Mesurables** : Cette caractéristique se rapporte à la facilité d'acquisition ou à la mesure des traits. Cela signifie qu'il existe une méthode, ou un dispositif adapté, qui permet de mesurer (ou de capturer) facilement et quantitativement le trait biométrique permettant l'extraction de l'ensemble des caractéristiques biométriques.

- **La performance** : Elle est liée à la précision et à la vitesse de la reconnaissance à travers la caractéristique biométrique. Ils doivent être assez satisfaisants pour les demandes d'authentification.

- **L'acceptabilité** : La technique de mesure de la caractéristique biométrique doit être largement acceptée par le public.

- **La non-circonvension** : le degré de facilité/difficulté avec laquelle le système peut être trompé en falsifiant la caractéristique biométrique.

1.4. Modalités biométriques :

La biométrie consiste à définir l'identité d'une personne à l'aide de ses caractéristiques biométriques, appelées modalités, et que l'on classe en trois catégories : morphologique, comportementale, biologique et cachée [11, 12–13]. Dans la figure 1 suivante, certaines modalités sont illustrées.

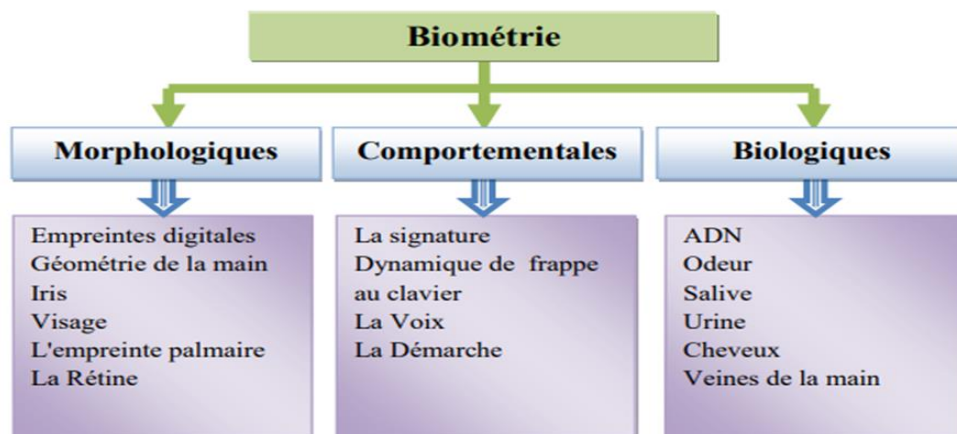


Figure 1 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques. [14]

1.4.1. Les modalités physiologiques (Morphologique) :

Elle est basée sur l'identification de traits physiologique particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe l'iris de l'œil, la forme de la main, les empreintes digitales, les traits du visage, etc. On cite :

- **Le visage :**

Les systèmes actuels de reconnaissance du visage sont composés d'un module d'acquisition d'images avec une caméra. Il procède d'abord à une détection du visage dans l'image acquise. Ensuite, qui va la traiter en utilisant des algorithmes afin d'extraire une signature du visage. Finalement, cette signature est comparée, à l'aide d'un classificateur, avec les signatures déjà existantes dans une base de données locale, afin d'identifier l'individu. Les caractéristiques jugées significatives pour la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche et le tour du visage. [15]



Figure 2 : Reconnaissance par visage. [15]

- **L'empreinte digitale :**

Cette modalité est l'une des plus anciennes utilisées et l'une des plus connues du grand public. Nous pouvons définir les empreintes digitales comme suit : Une empreinte digitale (voir figure 3) est une impression produite par la transpiration, la graisse, l'huile ou l'encre présentes dans les lignes de crête inégales contenues dans la partie supérieure de chaque doigt de la main d'un être humain. Ces empreintes digitales sont uniques pour chaque individu. Même des jumeaux parfaits n'ont jamais des empreintes digitales identiques [16].

Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties [17].



Figure 3 : Exemple de modalité biométrique par empreinte digitale. [17]

- **Œil (scan de l'iris et de la rétine) :**

L'analyse de l'œil utilise des techniques de mesure de 2 parties de l'œil : l'iris et la rétine.

- La rétine :

Les systèmes d'acquisition de la rétine sont coûteux. L'image est obtenue en projetant sur l'oeil un rayon lumineux de faible intensité dans les fréquences visibles ou infrarouges. L'oeil doit être situé très près de la tête de lecture et l'utilisateur doit fixer son regard sur un point déterminé pendant plusieurs secondes ce qui demande une grande coopération de sa part. [18]

- L'iris :

La reconnaissance de l'iris est une technologie plus récente. La capture de l'iris se fait par une caméra standard. Du fait des contraintes sur l'éclairage de l'oeil, le capteur doit être assez proche de celui-ci (un mètre maximum) ce qui restreint les applications d'une telle technologie. L'éclairage de l'oeil doit être uniforme et il faut éviter les reflets. Bien que la reconnaissance de l'iris soit moins contraignante que la reconnaissance de la rétine, les gens ont également du mal à accepter cette biométrie. [18]

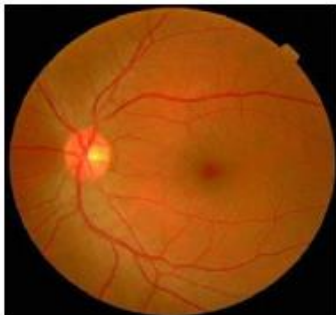


Figure 4 : Détail d'une rétine. [19]

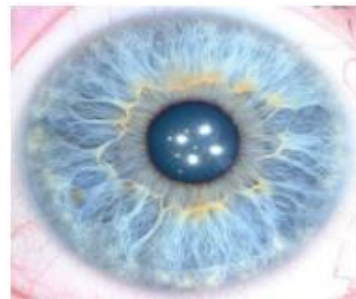


Figure 5 : Détail d'une iris. [19]

• Géométrie de la main :

Cette technique basée sur la forme de la main (la longueur et la largeur de cour de la main, ...etc.). Elle nous permet de relever jusqu'à 90 points caractéristiques pour l'identification des individus.

Dans le système de la géométrie de la main on peut scanner la main de l'utilisateur à deux différents angles pour obtenir une image à deux dimensions. Le système analyse l'image numérisé pour extraire les points caractéristiques et réaliser l'identification. [20]

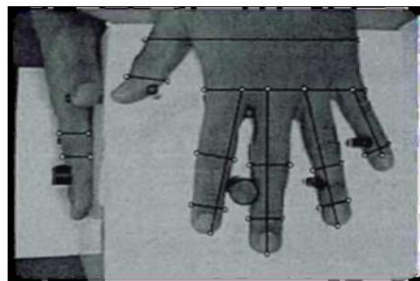


Figure 6 : Géométrie de la main. [20]

1.4.2. Les modalités comportementales :

Elle est basée sur l'analyse de certains comportements d'une personne.

- **La signature :**

La vérification de la signature analyse la façon dont un utilisateur signe son nom. Elle se base généralement sur le fait que l'utilisateur signe avec un stylo électronique sur une palette graphique et au même temps elle examine l'ensemble de dynamique comme la vitesse, la direction, et la pression de l'écriture, le temps pendant lequel le stylo est en contact avec le papier, le temps pris pour faire la signature et les positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier. Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison. [21]



Figure 7 : Exemple de modalité biométrique de signature. [21]

- **La dynamique de frappe :**

La reconnaissance de la dynamique de frappe au clavier est une autre technologie "comportementale". Elle est l'équivalent de l'étude graphologique d'une personne.

Les durées entre frappes, la fréquence des erreurs et la durée de la frappe elle-même sont étudiées de façon statistique. Cette mesure est capturée environ mille fois par seconde. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises afin que soit constitué un gabarit de référence

En revanche, cette technologie peu intrusive est tributaire de l'état physique et psychique de la personne qui utilise le clavier. La fatigue, le stress sont autant de facteurs qui feront varier la qualité de la frappe. [22]



Figure 8 : Frappe dynamique sur le clavier. [22]

- **La voix :**

La voix humaine varie d'une personne à l'autre et l'identification par la voix basée sur la forme et la taille des appendices (bouche, cavités nasales et les lèvres) utilisées dans la synthèse du son [23].

Plusieurs caractéristiques de la voix sont alors extraites comme le débit, la force (pitch), la dynamique et la forme des ondes produites. Un individu ne parle pas toujours de la même manière, ce qui nécessite l'application d'une méthode permettant d'éliminer certaines de ces variations. La reconnaissance des locuteurs est plus utilisée par les téléphones, les corps policiers, les hôpitaux...etc.



Figure 9 : Reconnaissance de la voix. [23]

1.4.3. Biométrie biologique :

- **L'odeur :**

Une autre technique que nous pouvons citer est le nez électronique. Les nez artificiels s'inspirent très largement du monde du vivant et sont des systèmes développés pour la détection automatique et la classification des odeurs, des vapeurs et des gaz. [24]

- **L'ADN :**

Dans toutes les cellules, l'acide désoxyribo nucléique (ADN) est une macromolécule biologique contenant toute l'information génétique (voir figure 17) permettant le développement, le fonctionnement et la reproduction des êtres vivants.

L'ADN extrait de tout échantillon biologique prélevé sur une personne (sang, salive, fragment de peau ou de cheveu, etc.) est unique pour chaque personne et utilisé à des fins d'identification. Plus couramment utilisée en médecine légale, cette méthode permet d'isoler et de comparer des séquences de segments d'ADN d'individus différents. [25]

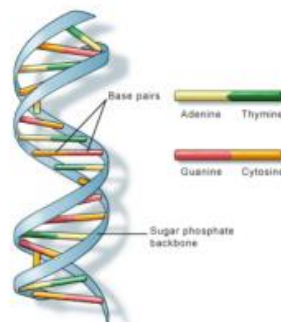


Figure 10 : Exemple de modalité biométrique de l'ADN. [25]

• **Les veines (veine pattern-scan) :**

Cette méthode n'est pas encore très répandue. Elle est basée sur l'étude de la structure formée par le réseau des veines sur une partie du corps d'un individu, sur la main par exemple. En fait cette modalité est en général utilisée en combinaison avec d'autres modalités. [26]

1.5. Comparaison entre les différentes techniques biométriques :

Une représentation comparative entre les techniques biométriques. Chaque technologie possédant des avantages et des inconvénients, acceptables Ou inacceptables suivant les applications. Ces solutions ne sont pas concurrentes, elles n'offrent ni les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi. Le tableau résume une comparaison des traits biométriques.

Tableau 01 : Les avantages et les inconvénients des différentes modalités Biométriques. [27]

Modalités	Avantages	Inconvénients
Empreinte digitale	-Cout -Economie moyenne	-Acceptabilité moyenne -Possible d'attaque
Forme de la main	-Très ergonomique -Bon acceptabilité	-Système encombrant et coûteux -Perturbation possible par des blessures
Visage	-Technique moins cher -Visage est capturé à distance -Technique simple	-les variations expression et poses -variations d'illumination
Rétine	-Fiabilité -Pérennité	-Acceptabilité très faible -Contrainte d'éclairage
L'iris	-L'iris recèle plus de données que les empreintes digitales -stable durant toute la vie d'une personne -Technique fiable	- La qualité de l'image n'est pas bonne. - Les contours de la pupille et de l'iris ne sont pas circulaires - Nécessite des dispositifs de détection spéciaux
Voix	-efficace au téléphone - rapide et efficace - acceptées par les personnes	- Sensible au bruit ambiant - Voix enregistrées - Sensible à l'état physique émotionnel de l'individu
Signature	-Plus confortable -Utilisé dans le document administratif -Accepter par les personnes -Rapide et efficace	- Besoin d'une tablette graphique - On ne peut pas utilisé à contrôle d'accès extérieur
Frappe de clavier	-Ergonomie	- Dépond de l'état physique de la personne - Peu fiable

1.6. Systèmes biométriques :

1.6.1. Définition :

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui reconnaît une personne sur la base d'un vecteur de caractéristiques dérivé d'une caractéristique physiologique ou comportementale spécifique que possède la personne.

Selon le contexte de l'application, un système biométrique fonctionne généralement dans l'un des deux modes suivants : vérification ou identification. [28]

En outre, les systèmes de reconnaissance biométrique sont classés en deux catégories principales : la reconnaissance en ligne et la reconnaissance hors ligne [29].

- **Reconnaissance hors ligne** : il s'agit d'un processus système qui utilise des modalités d'images biométriques capturées précédemment.

- **Reconnaissance en ligne** : il s'agit d'un système qui utilise des modalités d'images biométriques acquises en temps réel.

1.6.2. Architecture d'un système biométrique :

L'Architecture d'un système biométrique se compose en générale de cinq 04 modules principaux :

- **Le module de capture** : permet d'acquérir des données biométriques d'une personne à l'aide d'un scanner, au moyen d'un capteur biométrique approprié (cela peut être, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.) [30]

- **Le module d'extraction des caractéristiques** : prends en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait juste l'information pertinente afin de composer une nouvelle représentation des données. Parfaitement, cette nouvelle représentation est estimée d'être unique pour chaque personne. [31]

- **Le module de correspondance** : Les données biométriques acquises sont traitées d'une façon qui permet d'obtenir un modèle numérique de la personne "signature biométrique", qui sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou généralement dans une base de données et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux. [32].

- **Le module décision** : Le module de décision Vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s). [33]

1.6.3. Modes de fonctionnement d'un système biométrique :

Un système biométrique peut fonctionner en modes suivants :

1.6.3.1. Mode d'enrôlement ou d'apprentissage :

L'enrôlement est la première étape de tout système biométrique, il s'agit de la phase pendant laquelle recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier pendant cette

phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique et enfin stockées dans une base de données. [34]

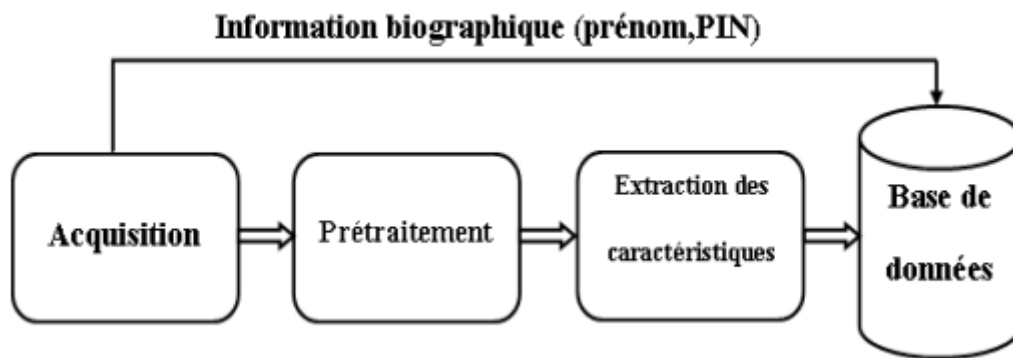


Schéma 01 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique. [34]

1.6.3.2. Mode d'identification :

Dans ce mode, le système établit l'identité de la personne à partir d'une comparaison. « one to many » entre le modèle biométrique de personne et la base des données de plusieurs personnes qui est établi dans le système. [35]

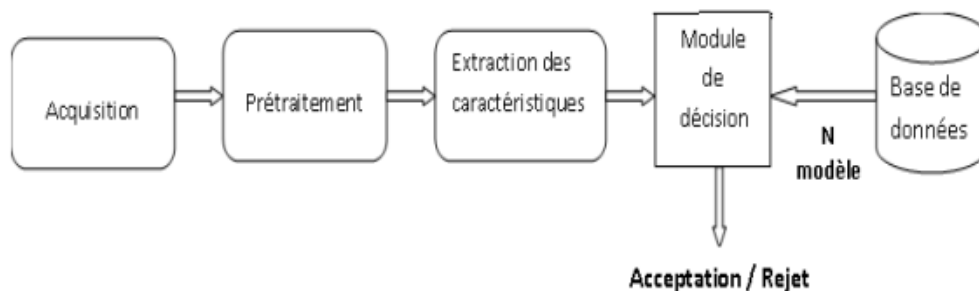


Schéma 02 : Identification d'un individu dans un système biométrique. [35]

1.6.3.3. Mode authentification ou vérification :

Le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques capturées avec sa propre base de données. Dans tel système, une personne souhaitant être identifiée réclame une identité, généralement via un code PIN (Personal Identification Number), un nom d'utilisateur, une carte à puce, etc. Le système procède à une comparaison individuelle pour déterminer si la réclamation est vraie ou fausse. Ce mode de test s'appelle un test en « un contre un » (voir schéma 03). [36]

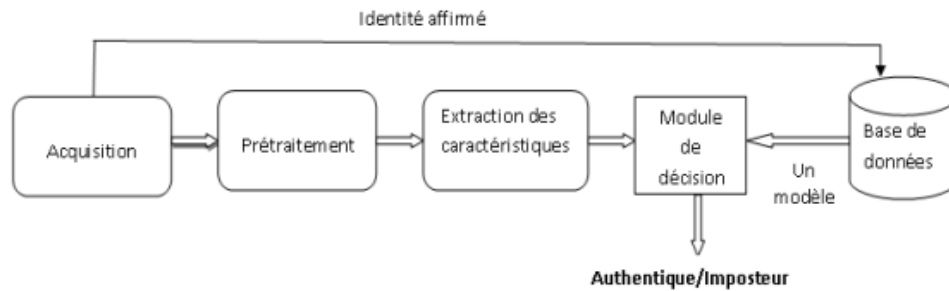


Schéma 03 : Authentification d'un individu dans un système biométrique. [36]

1.6.4. Critères d'évaluation d'un système biométrique :

La performance d'un système biométrique est évaluée sur la base de plusieurs critères qui peuvent être classées en deux catégories distinctes selon le mode de fonctionnement du système biométrique (vérification ou identification). Généralement, l'évaluation des performances est basée sur la notion de score. Un score est la valeur obtenue par la comparaison de deux signatures biométriques identiques ou différentes. Dans les paragraphes qui suivent, nous définissons les critères d'évaluation les plus fréquemment utilisés.

1.6.4.1. Les critères d'évaluations des systèmes de vérification biométriques :

Il existe trois principaux critères d'évaluation de performance d'un système de vérification biométrique [37] :

- **Taux de faux rejet (False Reject Rate "FRR") :** c'est le premier critère qui représente le pourcentage des individus qui sont supposés (présumés) être reconnus mais qui sont rejetés par le système.

$$FRR = \frac{\text{Nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{Nombre total d'accès de clients}}$$

- **Taux de fausse acceptation (False Accept Rate "FAR") :** c'est le deuxième critère qui désigne le pourcentage des individus acceptés par le système mais qui sont censés ne pas être reconnus.

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

- **Taux d'égale erreur (Equal Error Rate "EER") :** c'est le troisième critère qui décrit le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations. C'est le point (seuil) où ces derniers taux sont égaux (FRR=FAR).

La figure 11 illustre le FRR et le FAR à partir des distributions de scores authentiques et imposteurs tandis que l'EER est représenté sur la figure 12.a. La figure 12.a illustre les courbes FRR, FAR et EER.

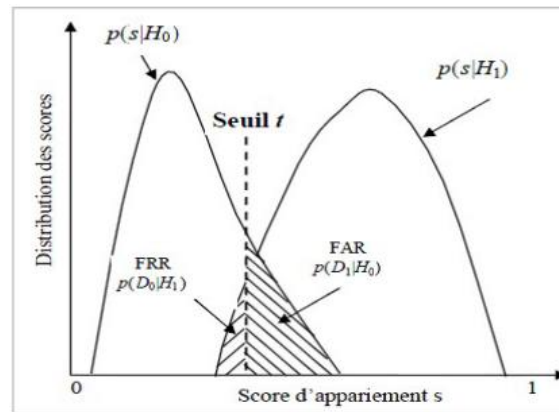


Figure 11 : Distribution des scores des personnes légitimes et des imposteurs [38]

De plus, la performance d'un système biométrique pour différents paramètres (seuil de décision) peut être représentée sous forme graphique à l'aide de courbes spécifiques. Elles sont parfois présentées sur une échelle logarithmique pour faciliter la visibilité et l'utilisation, d'une part, et d'autre part pour comparer surtout entre eux des systèmes biométriques aux performances similaires. Parmi ces courbes, on trouve :

- **Courbe ROC** : La Courbe ROC (Receiver Operating Characteristics) ou (Relative Operating Characteristic) trace la variation du FAR en fonction du FRR. Plus la courbe ROC est proche des axes x et y, plus l'erreur de vérification est faible et donc plus le système est plus efficace.

- **La courbe (AUC)** : La Courbe AUC (Area Under ROC Curve) indique la probabilité pour que la fonction score place un positif devant un négatif (dans le meilleur des cas $AUC=1$). C'est l'aire sous la courbe ROC. L'AUC constitue également un bon indicateur pour évaluer et comparer les systèmes biométriques. Autant la courbe l'AUC est grande, autant le système est performant.

1.6.4.2. Les critères d'évaluations des systèmes d'identification biométriques :

Pour un système utilisé en mode identification, les applications peuvent être utilisées dans un mode fermé (F) ou ouvert (O). En mode fermé, toute image de la demande est supposée être stockée dans la base de données du système, alors que dans le mode ouvert, les images des personnes inconnues peuvent être présentées au système [39].

- **Pour un mode fermé** : le taux d'identification et le taux d'erreur sont les mesures les plus largement utilisées. a) Le taux d'identification b) Le taux d'erreur c) La courbe CMC (Cumulative Match Characteristic) Toutefois, ces mesures ne sont pas toujours suffisantes. Ainsi, pour évaluer un système d'identification, on évoque la courbe CMC (Cumulative Match Characteristic) qui fournit le pourcentage des individus reconnus en fonction d'une variable appelée rang [40] (Figure 12.b). En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premières réponses.

On dit qu'un système reconnaît un rang n, lorsqu'il choisit, parmi n images, celle qui se rapproche le plus de l'image d'entrée.

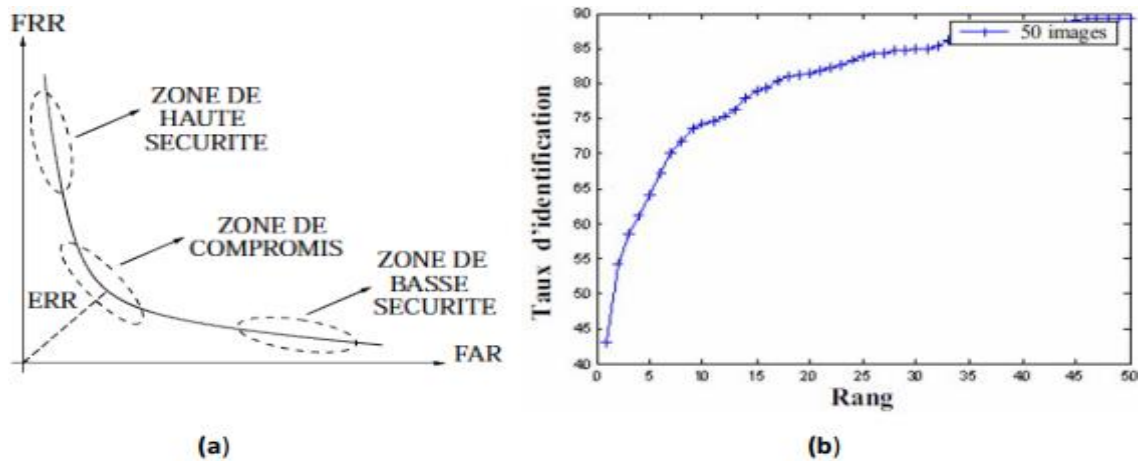


Figure 12 : (a) La courbe ROC, (b) La courbe CMC [40]

- **Pour un mode ouvert :** Les performances d'un système d'identification dans un monde ouvert se caractérisent par les mesures précédentes ainsi que le taux des fausses alertes. Dans le cas où l'identité souhaitée est enregistrée dans la base de données du système, le taux d'identification est la fraction des images de test qui est correctement détectée et identifiée. Dans l'autre cas, lorsque l'échantillon de test n'appartient pas à une identité enregistrée dans la base de données du système, le taux des fausses alarmes est la fraction des images de test qui sont mal détectées [41].

1.6.5. Domaine applications des systèmes biométriques :

La biométrie répond aux exigences de sécurité par les secteurs particuliers et les entreprises dans tous les pays. La sécurité biométrique couvre presque tous les domaines. Aujourd'hui, La sécurité biométrique est utilisée dans l'accès aux réseaux et aux systèmes d'information, paiement électronique et cryptage des données. [42]

- **Pour un mode ouvert :** Les performances d'un système d'identification dans un monde ouvert se caractérisent par les mesures précédentes ainsi que le taux des fausses alertes. Dans le cas où l'identité souhaitée est enregistrée dans la base de données du système, le taux d'identification est la fraction des images de test qui est correctement détectée et identifiée. Dans l'autre cas, lorsque l'échantillon de test n'appartient pas à une identité enregistrée dans la base de données du système, le taux des fausses alarmes est la fraction des images de test qui sont mal détectées [43]

1.6.5.1. Service public :

- Le contrôle et la sécurité des bâtiments gouvernementaux frontière.
- Contrôle les immigrants qui entrent et sortent du pays.
- Les aéroports et la santé.

1.6.5.2. Pouvoir judiciaire :

- L'utilisation des empreintes digitales pour prouver certains faits concernant les infractions pénales.
- Connaître de l'ADN extrait du sang ou des cheveux dans la scène du crime pour obtenir le criminel.

1.6.5.3. Applications commerciales :

- L'accès à un réseau d'ordinateurs.
- La sécurité des données électroniques, le e-commerce, l'accès d'internet.
- L'utilisation des cartes de crédit bancaire, le contrôle d'accès physique, mobile phone, la gestion des registres médicaux ou l'apprentissage à distance, etc.

1.6.5.4. Applications gouvernementales :

- Les cartes d'identité, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, le déboursement en assistance sociale ou en permis de conduite, etc. [44]

1.7. Conclusion :

Ce chapitre nous a enseigné la biométrie. Les caractéristiques de ce système biométrique ont été identifiées, et nous avons expliqué son fonctionnement, son architecture et ses diverses applications. Il a été observé que la performance d'un système biométrique est influencée par plusieurs facteurs, et qu'ils diffèrent d'un système à l'autre.

Références bibliographiques

Livres, articles, thèses et mémoires

- [1] **Impedovo, D., et Pirlo, G.** (2008). Automatic signature verification: The state of the art. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 38(5), 609-635 p.
- [2] **Kumar, R., et Ravulakollu, K. K.** (2014). On the performance of Devnagari handwritten character recognition. World Applied Sciences Journal, 31(6), 1012-1019 p.
- [3] **Ojansivu, V., et Heikkilä, J.** (2008). Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In International conference on image and signal processing (pp. 236-243).
- [4] **Kannala, J., et Rahtu, E.** (2012). Bsisf: Binarized statistical image features. In Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012) (pp. 1363-1366). IEEE.
- [5] **Peter Gregory et Michael A. Simon**, 2008. Biometrics For Dummies : Cisa, Cissp.
- [6] **Jain, A.K., Flynn, P., and Ross**, 2007. Handbook of biometrics : Springer Science & Business Media.
- [7] **Karm Veer Arya et Robin Singh Bhadoria**, 2019. The Biometric Computing : Recognition and Registration. CRC Press Taylor and Francis Group (Book).
- [8] **KIHEL Souad et KHELLAT**, 2016. Identification biométrique par fusion multimodale de l’empreinte d’articulation, l’empreinte digitale et l’empreinte veineuse du doigt. PhD thesis, PhD thesis : Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf. Algérie.
- [9] **Zhang Work**, 2017. Towards non-conventional face recognition : shadow removal and heterogeneous scenario, Thèse, l’école centrale de Lyon, France.
- [10] **Jain, A.K., Bolle, R., and Pankanti, S., eds**, 2006. Biometrics: personal identification in networked : society Springer Science & Business Media, (Vol. 479).
- [11] **Tiwari N.M**, (2017). An Overview and Analysis Based on Biometric Framework Technique and Fingerprint Biometric Technology : International Journal of Scientific Research in Computer Science and Engineering, Vol. 5, Issue : 6, 69-74 p.
- [12] **Jain, A.K., Ross, A., and Pankanti, S.**, 2006. Biometrics a tool for information security : IEEE transactions on information forensics and security, 125-143 p.
- [13] **Rathgeb, C., and Busch, C.**, 2017. Iris and periocular biometric recognition : Institution of Engineering and Technology,.
- [14] **TOUKA FAISAL**, 2010. Reconnaissance de la paume de la main : Ecole Nationale Supérieure d’Informatique (ESI) Oued-Smar – Alger.
- [15] **CHAA Mourad**, 2017. Système de reconnaissance de personne par des technique Biométriques, Thèse : Universite Ferhat Abbas - Setif.
- [16] **Dakshina, R.K, Phalguni, G., and Jamuna K.S.**, 2013. Advances in biometrics for secure human authentication and recognition : CRC Press Taylor and Francis Group (Book).
- [17] **Anil, K., Jain, R.B., Sharath, P.**, 2006. BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society : Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow.

- [18] **Perronnin, P., et Dugelay, J.**, 2002. Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo : Institut Eurécom Département Communications Multimédia, vol 19, N° 4 : 16 p.
- [19] **Ding, C., and Tao, D.**, 2016. A comprehensive survey on pose-invariant face recognition : ACM Transactions on intelligent systems and technology (TIST), 1-42 p.
- [20] **LAHMER, A., MELLIHI, Z.**, 2019. Identification des personnes à l'aide du réseau veineux du doigt : Université Annaba – Algérie, 16 p.
- [21] **Hafs Toufik.**, 2016. Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : L’empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne : Université Badji Mokhtar Annaba – Algérie.
- [22] **BARKA, Kh., BOUKHRIS, Y.**, 2015. Système d’identification biométrique à base d’un modèle flou : Université Kasdi Merbah - Ouargla, 8 p.
- [23] **Lorène Allano.**, 2009. Stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles : Université d’Evry-Val d’Essonne, 34 p.
- [24] **Djaafar Haroun.**, 2010. Identification basée sur le code d’iris : Université Ferhat Abbas – Algérie, 10 p.
- [25] **Bonazza Pierre.**, 2019. Système de sécurité biométrique multimodal par imagerie, dédié au contrôle d’accès : Bourgogne Franche-Comté France, 16 p.
- [26] **Shahin, M., Badawi ,A., et Kamel, M.**, 2007. Biometric authentication using fast correlation of near infrared hand vein patterns : International Journal of Biological and Medical Sciences vol. 2, N°3, 30 p.
- [27] **Bouzidi Adel.**, 2018. Système de reconnaissance des empreintes palmaires : Université Mohamed Khider de Biskra – Algérie : 28-29 p.
- [28] **Prabhakar, S., Pankanti, S., et Jain, a.k.**, 2003. Biometric recognition Security and privacy concerns : IEEE Security & Privacy : 33 p.
- [29] **Korichi, M., et Meraoumia A.**, 2019. Biometrics and Information Security for a Secure Person Identificatio. PhD thesis, PhD thesis, University Of Kasdi Merbah Ouargla - Algérie.
- [30] **Chiheb, A., Bouhalit, N.**, 2003. Reconnaissance de Visages par Analyse Discriminante Linéaire (LDA) : Licence Informatique, Université du 8 Mai 45 – Guelma, 05 p.
- [31] **Cherra,t E., Alaoui, R., et Bouzahir, H.**, 2015. Système d’identification Biométrique par Fusion Multimodale : Ecole Nationale des Sciences Appliquées Agadir - Maroc : 05 P.
- [32] **Oumane Abdelmalik.**, 2015. Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du visage 2D et 3D : Université Mohamed Khider – Biskra :26 p.
- [33] **Nicolas MORIZET.**, 2009. Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’iris : Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris :18 p.
- [34] **Babich, A.**, 2012. Biometric authentication : Types of biometric identifiers : University of applied sciences, 11 p.
- [35] **Charfi Nesrine.**, 2017. Biometric recognition based on hand schape and palmprint modalities : Ecole nationale supérieure Mines : Télécom Atlantique, 19 p.

- [36] **Karthik Nandakumar.,** 2008. Multibiometric Systems : Fusion Strategies and Template Security : Michigan State University : Department of Computer Science and Engineering, 19p.
- [37] **Morizet, N.,** 2009. Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris : Doctorat Signal et Images : Institut Supérieur d'Electronique de Paris : ENST : France.
- [38] **Jain, A.K., Ross, A. et Prabhakar, S.,** (2004). An introduction to biometric, recognition : IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, 4-20 p.
- [39] **Chaari, A.,** (2009). Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée : Thèse de doctorat : Université d'Evry Val d'Essonne, France.
- [40] **Choudhary, J.,** 2012. Survey of Different Biometrics Techniques. International Journal of Modern Engineering Research (IJMER), 2(5), 3150-3155 p.
- [41] **Zitouni S., SACI A.,** 2015. Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires, Universite Kasdi Merbah - Ouargla, 26p.
- [42] **Jain, AK., Ross, A.,** 2006. Pankanti S. Biometrics : A tool for information security. Information Forensics and Security : IEEE Transactions on,1(2) :125-43 p.
- [43] **Rhodes, K.A.,** 2003. Information Security : Challenges in Using Biometrics : General Accounting Office.
- [44] **Market, B.,** 2008. Industry Report 2009-2014 : International Biometric Group.

Chapitre 02

La reconnaissance des veines des doigts

2.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous examinerons comment les motifs des veines des doigts peuvent être utilisés pour l'identification des individus, et nous aborderons leurs principes de base de cette technologie, son fonctionnement et ses applications potentielles. Les veines des doigts offrent des caractéristiques uniques et distinctives qui peuvent être capturées et utilisées dans les systèmes de reconnaissance biométrique.

Un système biométrique basé sur les veines du doigt a vu le jour après l'invention de l'empreinte digitale. Les veines se trouvent à l'intérieur du doigt humain. Les caractéristiques des veines du doigt offrent divers autres avantages favorables, notamment [1] :

- Les motifs des veines du doigt sont uniques pour chaque personne, même pour des jumeaux identiques. Ils permettent donc de bien distinguer chaque individu.
- Les motifs des veines du doigt sont permanents, ils ne changent pas avec le temps.
- Les motifs des veines du doigt sont invisibles à l'œil humain. Par conséquent, ils ne sont pas masqués et sont difficiles à reproduire car ils sont situés sous la peau.
- L'acquisition des empreintes digitales est considérée comme très conviviale.
- Le dispositif d'identification des veines du doigt est un capteur sans contact, de sorte que son concept garantit l'hygiène et la commodité pour l'utilisateur.
- L'homme a dix doigts, et si un incident survient à l'un d'entre eux, les autres doigts peuvent être utilisés en remplacement pour l'authentification.
- Les veines des doigts ne peuvent être prélevées que sur un corps vivant. Par conséquent, si une personne est décédée, il est impossible d'usurper son identité.

Indépendamment des avantages mentionnés ci-dessus, certains problèmes doivent encore être résolus afin d'atteindre les performances supérieures souhaitées dans les déploiements réels de la biométrie des veines du doigt.

2.2. Concept de reconnaissance des veines du doigt FVR :

Rapidement, la biométrie des veines du doigt est devenue le moyen le plus fiable d'identification personnelle automatisée. Les veines du doigt sont une biométrie physiologique singulière qui permet d'identifier les individus en se basant sur leurs caractéristiques physiques et leurs propriétés.

C'est un progrès technologique assez récent dans le domaine de la biométrie qui est employé dans différents domaines tels que les soins de santé, la finance, l'application de la loi et d'autres applications qui exigent une grande confidentialité ou un respect de la vie. Cette méthode est surprenante en ce sens qu'elle requiert une seule puce compacte et raisonnablement abordable, et propose une procédure d'identification très rapide, sans contact et plus précise que d'autres méthodes d'identification biométrique comme les empreintes digitales, l'iris ou le visage.

Cette précision accrue n'est pas sans rapport avec le fait que les empreintes digitales sont extrêmement difficiles à contrefaire. C'est pourquoi elle est devenue l'une des nouvelles technologies biométriques qui se développent le plus rapidement. [2]



(a)

(b)

Figure 13 : (a) Exemple de dispositifs d'imagerie des veines du doigt, (b) Doigt humain. [3]

2.3. Principe de l'imagerie des veines du doigt :

On recourt fréquemment à l'imagerie des veines du doigt pour l'identification biométrique ou la surveillance médicale. L'idée fondamentale est de prendre une photo des veines sous la surface de la peau du doigt. À la différence des empreintes digitales, qui sont des indicateurs de surface, les veines du doigt permettent d'identifier de manière interne.

Les images FV, ou images de reconnaissance de la veine du doigt, sont des captures d'images infrarouges des veines présentes dans le doigt d'une personne. Ces images sont utilisées dans les systèmes de reconnaissance biométrique pour identifier de manière unique un individu en fonction des motifs uniques de ses veines.

En général, les images FV sont obtenues à l'aide de caméras infrarouges spéciales qui permettent de voir les veines sous la peau. Lorsque le doigt est exposé à des rayons infrarouges proches d'une longueur d'onde de 760 nm, les motifs des veines du doigt dans le tissu sous-cutané du doigt sont capturés en raison de l'absorption des rayons de lumière par l'hémoglobine désoxygénée dans la veine. Cette image des veines est plus foncée que celle des autres parties du doigt, car seuls les vaisseaux sanguins absorbent les rayons. Les caractéristiques sont directement influencées par la méthode d'extraction et la correspondance des caractéristiques [4].

À la différence des empreintes digitales, les veines du doigt ne sont pas visibles à l'œil nu, ce qui rend cette méthode de reconnaissance plus sûre et difficile à falsifier. Une fois capturées, les images FV sont traitées par des algorithmes de reconnaissance qui extraient les caractéristiques des veines du doigt, comme leur forme, leur position et leur motif. Par la suite, on compare ces caractéristiques à celles enregistrées dans une base de données afin de vérifier l'identité de l'individu.

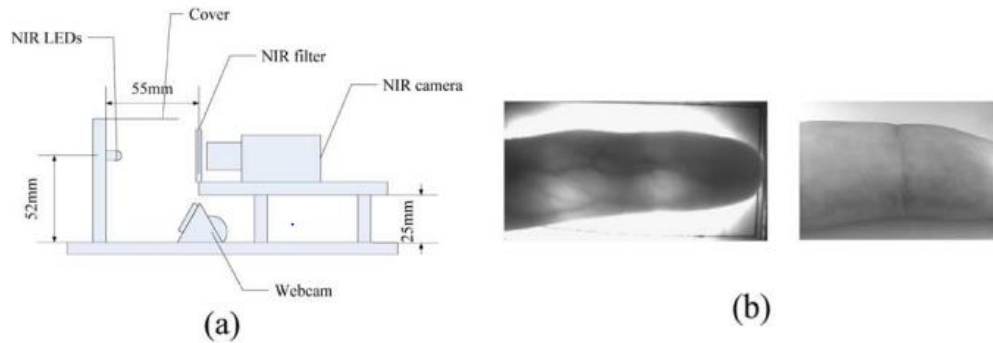


Figure 14 : (a) Identification d'un doigt à l'aide d'une caméra proche infrarouge et d'une webcam. (b) Échantillons d'images acquises simultanément par le dispositif d'imagerie. [5].

2.4. Dispositif de reconnaissance des veines du doigt :

Le système d'enregistrement des veines du doigt est composé d'illuminateurs NIR avec une longueur d'onde de 750 à 1000 nm, d'une webcam avec capteur CCD et d'un miroir chaud. [6]



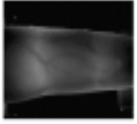

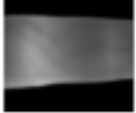

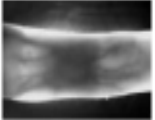
Figure 15 : Dispositif de capture d'images des veines du doigt. [6]

2.5. Bases de données sur les veines des doigts :

Les chercheurs font face à un défi majeur : obtenir une image de haute qualité. C'est la raison pour laquelle il existe différentes bases de données publiques sur les veines sur les doigts. Cinq banques de données de veines de doigts sont disponibles en ligne et sont présentées dans le tableau 02. En ce qui concerne le nombre d'images, le nombre de doigts, le format des images, les résolutions, etc., ces bases de données ont été élaborées de manière différente. Quantité de doigts, format des images, résolutions, etc. [7]

Toutes les bases de données sur les veines du doigt ont été constituées à partir d'un échantillon de plus de 100 sujets. En outre, toutes les bases de données capturent l'index, l'annulaire et le majeur pour les deux mains, l'index, l'annulaire et le majeur des deux mains.

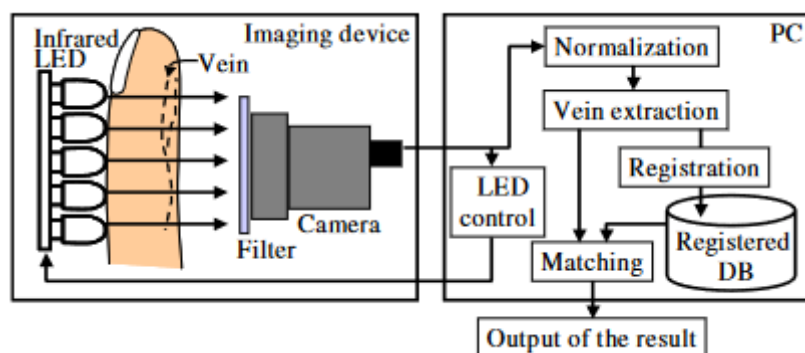
Tableau 02 : Comparaison entre les bases de données sur les veines des doigts. [8]

Database	Image No	Subject No	No of Finger per Subject	No of Image per Finger	Resolution of Image (pixels)	Typical Image
SDMULA-HMT [14]	3816	106	6 (index, ring, middle) both hands	6	320X240	
HKPU-FV [15]	6264	156	3 (index, ring, middle) left hands	12/6*	513X256	
MMCBNU_6000 [16]	6000	100	6 (index, ring, middle) both hands	10	480X640	
THU-FVFD1 [17]	440	220	1	1	720X576 (raw)	
UTFV [18]	1440	60	6(index, ring, middle) both hands	4	672X380	

2.6. Modèle général d'identification des veines du doigt

Les quatre modules de la reconnaissance des veines sont l'acquisition d'images, le module de prétraitement, l'extraction des caractéristiques et enfin la mise en compatibilité. [9]

La procédure d'identification personnelle à l'aide des motifs des veines d'un doigt est illustrée à la figure 16.

**Figure 16** : Schéma fonctionnel des techniques de reconnaissance des veines du doigt. [10]

2.6.1 Acquisition d'images :

Le dessin des veines du doigt n'est pas visible à la lumière visible. La diode électroluminescente (DEL) infrarouge et la caméra à couplage de charge (CCD) sont utilisées pour sa capture. La peau du doigt est capable de recevoir une LED infrarouge de

760-1000 nm, tandis que l'hémoglobine absorbe la lumière infrarouge, ce qui permet à la caméra CCD de la détecter et de la capturer grâce à un filtre proche de l'infrarouge. [11].

Le développement d'un matériel spécifique a permis d'obtenir une image de grande qualité dans le proche infrarouge (NIR), permettant ainsi d'extraire des images de veines sans être affecté par la température ambiante.

Lorsque la veine d'un doigt absorbe la lumière infrarouge, l'image de la veine du doigt peut être acquise sous la forme d'une ligne sombre. La figure 15 montre comment fonctionne le lecteur de veines du doigt. L'imagerie NIR est sûre car elle traverse le doigt pour capturer les images [12].

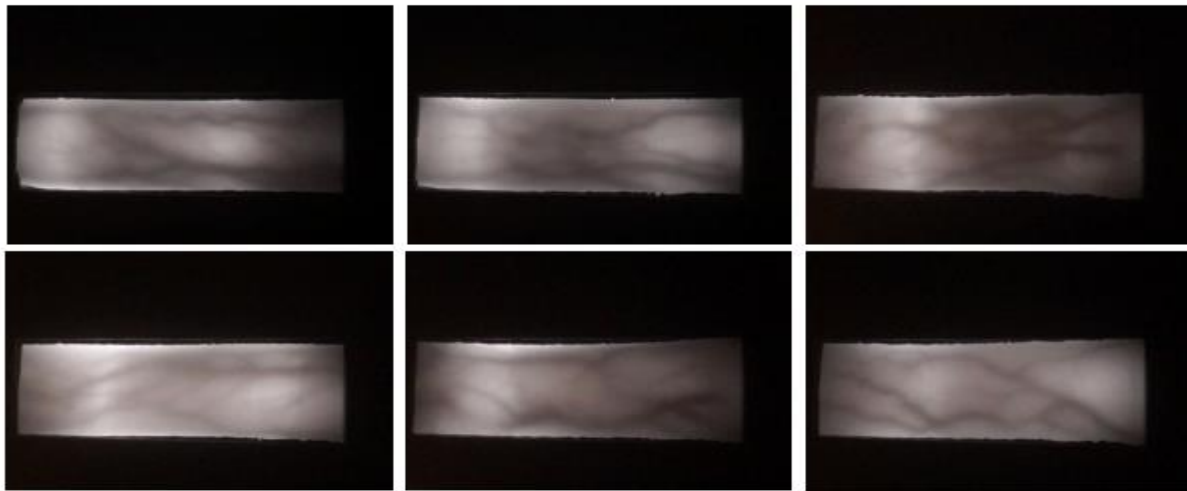


Figure 17 : Exemples d'images de veines de doigts capturées. [12]

Les images des veines du doigt ont été acquises à l'aide de trois techniques : la transmission de la lumière, la réflexion de la lumière et l'éclairage latéral.[13]. La différence majeure entre ces méthodes réside dans la localisation du proche infrarouge (NIR). [14].

- L'approche de la réflexion lumineuse.
- Technique de diffusion de la lumière.
- La lumière latérale.

2.6.1.1. Méthode de réflexion de la lumière :

La méthode de réflexion de la lumière est une méthode dans laquelle la source de lumière NIR et la caméra NIR sont situées le long d'une position similaire du doigt, la source de lumière étant placée sur le côté palmaire du doigt, la lumière réfléchi par le doigt sera captée par la caméra NIR, comme illustré à la figure 18.[15] L'image de la veine est formée par les différences d'intensité des points caractéristiques de la lumière réfléchi. Une fois que la veine a absorbé les rayons lumineux NIR, l'image montre une faible lumière provenant des veines et une lumière brillante provenant des autres parties entourant les veines. La conception du dispositif de capture des veines du doigt présente les avantages significatifs de la méthode de réflexion de la lumière, de la source d'éclairage NIR et de la caméra NIR, qui sont regroupés

pour rendre le dispositif plus compact. Le dispositif de capture est facile à utiliser et il n'y a pas d'obstacle entre l'utilisateur et le dispositif. Malheureusement, l'image capturée est peu contrastée, ce qui est dû à la forte réflexion de la surface de la peau et à la faible pénétration des rayons de lumière proche infrarouge sous la peau. [15] En outre, la qualité des irrégularités et des sillons influence grandement l'image des veines du doigt à la surface de la peau, ce qui perturbe le processus de vérification. Ce phénomène est connu sous le nom d'effet de réflexion.

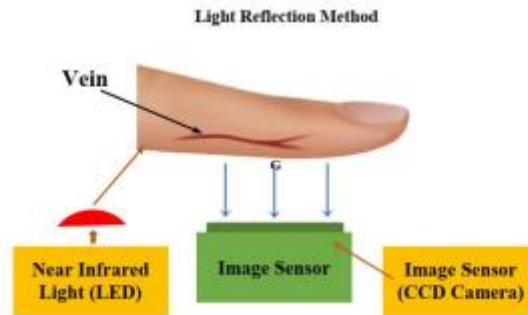


Figure 18 : Méthode de réflexion de la lumière [15].

2.6.1.2. Méthode de transmission de la lumière :

Cette méthode est différente de la réflexion de la lumière. Dans cette méthode, la lumière infrarouge est placée en face du capteur CCD et le doigt est placé entre les deux, comme le montre la figure 19. Le principe est que le capteur capture la lumière infrarouge transmise par le doigt. Bien que cette méthode semble plus fiable pour capturer le schéma veineux, toutes les pièces ne peuvent pas être utilisées et seules les pièces d'une épaisseur appropriée peuvent l'être [16].

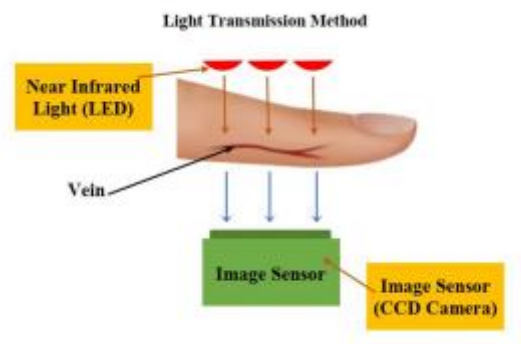


Figure 19 : Méthode de transmission de la lumière. [16]

2.6.1.3. L'éclairage latéral :

Cette technique place les sources IR des deux côtés du doigt. La lumière infrarouge des deux côtés traverse le doigt, circule à l'intérieur du doigt et passe ensuite par le côté opposé du doigt avant d'être capturée par le capteur d'image. Cette technique permet également de créer des images de veines très contrastées. Le résultat de cette technique sera légèrement supérieur à celui de la technique de réflexion de la lumière, mais inférieur à celui de la technique de transmission de la lumière. [17]

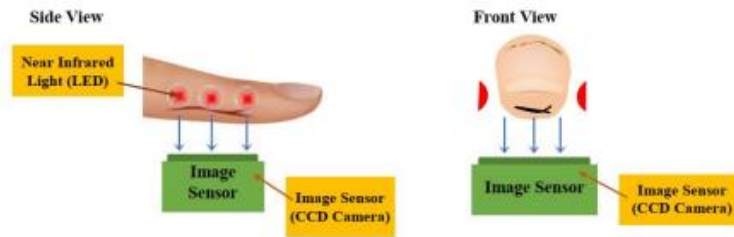


Figure 20 : Méthode d'éclairage latéral. [17]

Différents éléments peuvent affecter la qualité de l'image de la veine du doigt humain : la graisse, l'épaisseur et la couleur de la peau des individus, la position du doigt, la capture de l'arrière-plan de l'image et l'efficacité de l'appareil de capture d'images [18]. Cependant, aucune mesure standard n'est disponible pour le contrôle de la capture d'image. N'est disponible pour le contrôle de la capture d'image. Par conséquent, la présence d'images capturées de mauvaise qualité en nombre défini est inévitable. Les images de veines digitales de mauvaise qualité peuvent donc être classées en quatre catégories :

Dans cette optique, les images de veines digitales de qualité minimale peuvent être classées en quatre catégories :

- L'image floue, qui représente des motifs de veines peu contrastés. [19]
- L'image de travers, qui est une image des veines avec un degré défini de déformation. [20]
- L'image sombre, c'est-à-dire la partie sombre ou noire des images. [21]
- Image lumineuse, c'est-à-dire la partie ensoleillée des images. [22]

Cela montre que les images présentant peu de caractéristiques conduisent à des résultats d'identification sombres à la suite d'un prétraitement lent et d'une extraction complexe des caractéristiques.

2.6.2. Prétraitement des images :

Avant de procéder à l'extraction des caractéristiques, il est nécessaire de prétraiter les données du capteur d'images.

Le prétraitement de l'image a pour but de créer une région d'intérêt (ROI) solide pour extraire les caractéristiques. La qualité de l'image des veines du doigt joue un rôle essentiel dans les performances d'une image des veines du doigt [23].

En général, l'image des veines du doigt est constituée de bruits, d'ombres et d'un contraste faible. Cela s'explique par les variations de la lumière, les variations de rotation et de translation du doigt, ainsi que les performances de l'appareil de capture. On utilise l'étape de prétraitement afin de résoudre ces problèmes. [24]

Les trois principales étapes de prétraitement sont : (i) l'analyse de la qualité de l'image, (ii) l'extraction de la zone d'intérêt (ROI) et (iii) la normalisation et l'amélioration. [25-26]

2.6.2.1. L'évaluation de la qualité de l'image :

La mise en valeur des images est la première étape du prétraitement. Pendant cette étape, on évalue la qualité des échantillons d'images obtenus pour évaluer leur pertinence pour la prochaine étape de traitement. En cas de non-satisfaction des données brutes de l'échantillon requis, il existe deux possibilités. L'une implique de recueillir les données auprès de l'utilisateur, tandis que l'autre entraîne la création d'une exception qui indique à l'administrateur qu'il doit mettre en place d'autres procédures adéquates [27].

La restauration d'images consiste à éliminer ou à réduire les dégradations connues d'une image. Il s'agit notamment de déformer l'image corrompue par les défauts d'une machine de lecture ou de son arrière-plan par le filtrage du bruit et d'améliorer la distorsion géométrique ou la non-linéarité due au capteur. Toutefois, avant l'amélioration de l'image, la veine du doigt doit être recadrée pour supprimer les parties indésirables. La figure 19 montre un exemple de l'image d'entrée, avant et après le recadrage. [28]

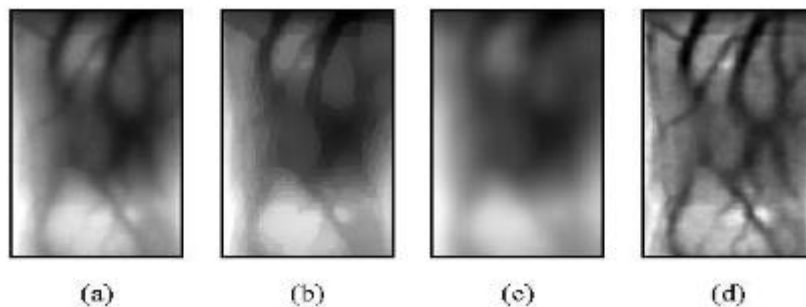


Figure 21 : Recadrage d'une image de veine de doigt. (a) Image originale des veines du doigt. (b) Résultat de la diffusion anisotropique. (c) L'estimation de l'illumination de l'arrière-plan. (d) L'image restaurée des veines du doigt. [28]

2.6.2.2. L'extraction de la région d'intérêt (ROI) / Extraction du retour sur investissement :

La deuxième étape cruciale consiste à calculer le retour sur investissement. Des zones indésirables (arrière-plan de l'image) et une zone utile (zone du doigt) sont présentes dans les images des empreintes digitales. On désigne la zone de valeur sous le nom de ROI, et l'extraction du ROI consiste à localiser et extraire la zone du doigt de l'image capturée, en supprimant l'arrière-plan correspondant [29]. Plusieurs méthodes sont employées afin de découper la zone du doigt à partir de l'image capturée, comme la méthode de la région, le seuillage, la méthode du modèle et la méthode des bords.

Le système de reconnaissance des veines du doigt utilise plusieurs acquisitions d'images. Par conséquent, les différents dispositifs d'imagerie utilisant la méthode d'extraction du retour sur investissement sont confrontés à des défis, tels que le niveau de gris, la variation de la taille de l'image et l'apparition de bruits de fond dans les images de veines digitales, qui affectent les performances de la méthode d'extraction du retour sur investissement. [30]

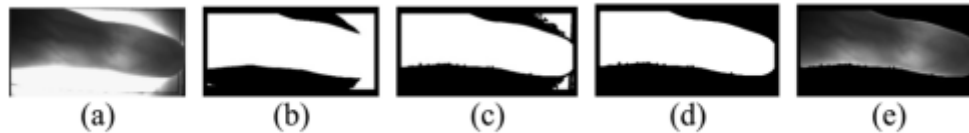


Figure 22 : Extraction du retour sur investissement à partir d'images de veines de doigts. (a) Échantillon d'image acquise. (b) Image binarisée. (c) Carte des contours soustraite de (b). (d) Masque ROI à partir de l'image en (c) et de l'image ROI des veines du doigt. [30]

La région d'intérêt (ROI) est la partie du doigt qui contient de nombreux réseaux de veines. L'objectif de l'extraction de la région d'intérêt est de connaître la partie de l'image qui convient à l'extraction des caractéristiques des veines. La bonne partie est conservée pour la suite du traitement, tandis que les informations non utiles autour de l'image sont supprimées. L'extraction correcte du ROI de l'image des veines du doigt réduit la complexité des calculs dans les systèmes basés sur la reconnaissance des veines du doigt, ce qui améliore leur efficacité. [31]

2.6.2.3. La normalisation et l'amélioration :

La normalisation consiste à standardiser la plage de valeurs d'intensité des pixels présents dans une image. Une fois que le retour sur investissement a été calculé, l'image des veines du doigt est normalisée pour prendre en compte les variations géométriques et obtenir une taille d'image cohérente. De plus, lors de la phase de prétraitement, la normalisation permet de résoudre les différents problèmes de variation de l'image. La phase de prétraitement comprend également l'amélioration de l'image. L'amélioration de l'image vise principalement à améliorer l'interprétation ou la compréhension des informations présentes dans les images pour les observateurs humains ou à obtenir une image standard améliorée à partir d'une image acquise peu claire [32]. Dans le domaine de la reconnaissance des veines du doigt, il est essentiel d'améliorer l'image afin d'obtenir des performances de correspondance améliorées. Pour améliorer une image de veine digitale, il est principalement question d'améliorer le contraste et de supprimer le bruit.

Plusieurs méthodes d'optimisation sont employées afin d'améliorer la qualité de l'image. La reconnaissance des veines digitales est souvent améliorée en utilisant l'égalisation adaptative d'histogramme à contraste limité (CLAHE). Le filtre de Gabor a été employé afin de rendre les images des empreintes digitales plus nettes et éliminer le bruit des images. On a utilisé la méthode d'égalisation d'histogramme afin d'améliorer le contraste des niveaux de gris dans les images de veines digitales [33].

2.6.3. Extraction des caractéristiques :

L'analyse des traits est l'une des étapes les plus essentielles et les plus significatives du RVF. Pendant cette étape, on développe la propriété quantifiable du trait biométrique de base, connue sous le nom de modèle, qui permet d'identifier l'individu. Par exemple, dans un système biométrique d'empreintes digitales [34], il est essentiel que les points caractéristiques dans une image d'empreinte digitale soient positionnés et orientés de manière différente d'une autre personne. Une méthode performante pour extraire les caractéristiques est une étape qui permet

d'améliorer la précision de la reconnaissance des veines du doigt. Beaucoup de méthodes d'extraction de caractéristiques ont été exposées et ce document traite de quatre catégories de méthodes d'extraction de caractéristiques :

La méthode des veines, Les méthodes binaires locales, la méthode de dimensionnalité et la méthode des points caractéristiques sont utilisées.

2.6.3.1. Méthode basée sur le tracé des veines :

Dans ces techniques, on s'intéresse d'abord à la segmentation des motifs veineux, tandis que l'appariement s'appuie sur la forme géométrique ou la structure topologique du motif veineux. Les méthodes couramment employées dans ce groupe incluent le suivi des lignes répétées, la courbure maximale, Gabor, la courbure moyenne, la croissance des régions et le suivi des lignes répétées modifié. Les techniques habituelles pour extraire des caractéristiques en se basant sur les motifs des veines : [35]

- Suivi des lignes répétées : La veine de l'image est tracée jusqu'à une graine sélectionnée au hasard (directions choisies à partir d'une probabilité prédéfinie). Le processus est répété jusqu'à ce que.
- Courbure maximale : Extraction de l'image par détection de son centre Ligne.
- Gabor : Filtre linéaire utilisé pour la détection des contours en transformant l'image dans le domaine des fréquences.
- Courbure moyenne : Segmentation d'images à l'aide de la moyenne des courbures de la surface dans toutes les directions Elle permet de quantifier le degré de ressemblance avec à une crête ou à une vallée.
- Croissance de la région : L'opérateur de croissance de la région sur les différentes graines met l'accent sur la continuité et la symétrie des vallées dans le profil de la section transversale.
- Ligne répétée modifiée Suivi : Trouver le lieu de l'image sur la base des paramètres révisés.

2.6.3.2. Les méthodes basées sur la réduction de la dimensionnalité :

Dans la méthode basée sur la réduction de la dimensionnalité, l'image des veines du doigt est transformée en un espace de faible dimension par réduction de la dimension.

Les informations discriminantes sont conservées et les bruits sont éliminés. La plupart des techniques d'extraction de caractéristiques dans ce type de méthode nécessitent un processus de formation pour apprendre la matrice de transformation, et un classificateur est utilisé dans le processus de mise en correspondance. Lors de l'acquisition de l'image, des informations résiduelles sont également obtenues, telles que la variation de la pose, les nuances des muscles et des os du doigt autour de la veine, qui peuvent affecter la précision du système d'identification. [36].

La dimension de la caractéristique est considérée comme très importante ; le système prend plus de temps si la dimension du vecteur de caractéristique est élevée. Toutefois, si la dimension du vecteur caractéristique est faible, le système peut ignorer certaines informations utiles.

Pour résoudre ce problème, nous avons utilisé une technique de réduction des caractéristiques à noyau de dimension optimale (KPCA) afin de maintenir l'équilibre entre la précision et la vitesse [37].

2.6.3.3. Les méthodes binaires locales :

Le motif binaire local est un descripteur de caractéristiques locales utilisé pour représenter les informations sur les caractéristiques locales des veines du doigt. Le code LBP peut être décrit comme un ensemble ordonné de valeurs binaires. Plusieurs approches ont été développées pour extraire une caractéristique locale des images de veines de doigts. Par exemple, le schéma d'extraction des caractéristiques locales a été utilisé pour éliminer le problème de l'ombrage irrégulier et de la zone fortement saturée de l'image [38].

La méthode LLPB est une version révisée du LBP (Local binary pattern), qui extrait les caractéristiques dans les directions horizontale et verticale. Les images de veines digitales contiennent de nombreuses informations sur l'orientation, et les motifs de lignes obtenus uniquement à partir de l'orientation verticale et horizontale peuvent ne pas contenir suffisamment d'informations de discrimination pour la mise en correspondance. Pour améliorer encore les informations discriminatoires, des méthodes ont été proposées pour les motifs de lignes poly directionnelles (PLLBP) et les motifs binaires de lignes locales généralisées (GLLBP), qui extraient des motifs de lignes dans une orientation arbitraire. Cependant, les méthodes LLBP et PLLBP présentent de faibles informations discriminantes et un enchevêtrement d'informations redondantes. C'est pourquoi nous avons proposé une nouvelle approche de motif binaire linéaire local personnalisé (CLLBP) pour éliminer la réduction des informations, augmenter les informations discriminatoires des caractéristiques locales et réduire le temps de mise en correspondance du système de reconnaissance [39].

2.6.3.4. Méthode basée sur les minuties :

Un point caractéristique est le point où les lignes de crête se terminent ou se bifurquent. L'image des veines du doigt est marquée par les points minutieux, qui sont le point terminal et le point de bifurcation des vaisseaux sanguins. La reconnaissance des veines des doigts utilise des points caractéristiques, et ces techniques sont déjà employées dans la reconnaissance des empreintes digitales. Deux méthodes ont été utilisées pour extraire les points caractéristiques des veines des doigts : les points de courbure maximale et la méthode d'application des empreintes digitales.

On a employé les points d'extrémité et de bifurcation afin de supprimer les erreurs de mesure et de rendre l'identification plus précise [40].

2.6.4 La mise en correspondance (Matching) :

L'étape décisionnelle du processus d'identification des veines digitales est celle de la mise en correspondance. À ce stade, les caractéristiques extraites d'un modèle sont comparées à celles de l'ensemble d'enregistrement.

Cela permet de déterminer si l'image d'entrée est originale ou fautive pour l'image enregistrée afin de produire un score de correspondance (la similarité entre le modèle enregistré et l'image d'entrée). Score de correspondance (la similarité entre le modèle enregistré et l'image d'entrée). Il existe deux catégories de méthodes de mise en correspondance, à savoir la mise en correspondance basée sur un classificateur et la mise en correspondance basée sur la distance [41]. La méthode de mise en correspondance basée sur la distance est exploitée par l'approche conventionnelle de l'identification des veines du doigt, tandis que la méthode de mise en correspondance basée sur un classificateur est utilisée pour l'identification des veines du doigt par apprentissage automatique.

Ainsi, l'appariement basé sur un classificateur tentera de catégoriser le modèle qui conduira à la génération d'hypothèses, et non à une solution unique. En général, la classification est réalisée sur la base de caractéristiques telles que les points caractéristiques, le motif binaire de ligne locale, SIFT, la biométrie douce, les mesures statistiques, l'apprentissage automatique, les méthodes basées sur la corrélation (ou le modèle) et les algorithmes hybrides [42].

2.7. Conclusion :

Ce chapitre a donné une explication sur les veines du doigt et les systèmes d'acquisition. Les divers éléments du système FVR, les approches pour obtenir une image des veines, certains procédés de prétraitement, les différentes méthodes d'extraction des caractéristiques, ainsi que des recherches connexes sur l'identification des veines du doigt.

Références bibliographiques

Livres, articles, thèses et mémoires

- [1] **Syazana-Itqan, K., Syafeeza, A., Saad, N., et Hidayat, W.,** 2016. A review of finger-vein biometrics identification approaches : Indian Journal of Science and Technology, 9(32).
- [2] **Wang, K., Liu, J.,** 2011. Finger vein recognition method based relative distance and angle, Huazhong Keji Daxue Xuebao (Ziran Kexue Ban): Journal Huazhong : UniversitéSci. Technol. Natural.
- [3] **Xie, S.J., Lu, Y., Yoon, S., Yang, J., e Park, D.S.,** 2015. Intensity variation normalization for finger vein recognition using guided filter based single scale retinex : Sensors vol. 15, N. 7, 17089-17105 p.
- [4] **Shahin, M., Badawi, A., Kamel, M.,** 2007. Biometric authentication using fast correlation of near infrared hand vein patterns : International Journal of Biometrical Sciences, vol.2, N° .3, 141-148 P.
- [5] **Ajay, K., Yingbo, Z.,** 2012. Human Identification Using Finger Images : IEEE Transactions on image processing, VOL. 21, N°. 4, 2230 p.
- [6] **Daas, S., Yahi, A., Boughazi, M., et Bourenane, E.,** 2021. Finger Vein Biometric Scanner Design Using Raspberry Pi : International Journal of Computational Systems Engineering, Special Issue on : ISPR 2020 Recent Advances in Intelligent Systems and Pattern Recognition, 2021.
- [7] **Ting, E., Ibrahim, M.Z.,** 2018. A Review of Finger Vein Recognition System, Faculty of Electrical and Electronic : University Malaysia, vol 10, 168 p.
- [8] **Wenming, Y., Xiaola, H., Fei, Z., et Liao, Q.,** 2014. Comparative competitive coding for personal identification by using finger vein and finger dorsal texture fusion : Information sciences, N° 268 :20–32 p.
- [9] **Hao, L., Fa-Xin, Y., Jeng-Shyang, P., Shu-Chuan, Ch., et Pei-Wei, T.,** 2016. A Survey of Vein Recognition Techniques : Information Technology Journal, 1142–1149 p.
- [10] **Miura, N., Nagasaka, A., et Miyatake, T.,** 2004. Feature Extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its Application to Personal Identification : Machine Vision and Applications, 15(4) :194-203 p.
- [11] **Wu, J.-D., et Liu, C.-T.,** 2011. Finger-vein pattern identification using SVM and neural network technique : Expert Syst. Appl, vol. 38, N°. 11, 14284–14289 p.
- [12] **Kashif, Sh., Hangang, L., Gongping, Y., Imran Q., Jie, G., et Yilong, Y.,** 2018. A Systematic Review of Finger Vein Recognition Techniques : University : China, 04-29 p.
- [13] **Regis Fournier.,** 2012. Signal and image processing for biometrics : Wiley ISTE.
- [14] **Liu, Z., Song, S.,** 2012. An embedded real-time finger vein recognition system for mobile devices : IEEE Trans. Consum. Electron, 58(2): 522–527 p.
- [15] **Hashimoto, J.,** 2006. Finger vein authentication technology and its future : Digest of Technical Papers, 5-8 p.
- [16] **Kutemate, S., Shekokar, R.,** 2015. Secure and Reliable Human Identification Based on Finger-Vein Patterns : International Journal of Engineering Research and Technology : ESRSA Publications.

- [17] **Shin, Pi W., Park, J., editors, D.**, 2010. An effective quality improvement approach for low quality finger vein image : Electronics and Information Engineering (ICEIE) : International Conference .
- [18] **Wen, X., Zhao, J., et Liang, X.**, 2010. Research on enhancing human finger vein pattern characteristics," in 2010 Asia-Pacific Conference on Power Electronics and Design, 97-100 p.
- [19] **Qin, H., Li, S., Kot, A., et Qin, A.**, 2012. Quality assessment of finger-vein image, in Proceedings of the 2012 Asia Pacific signal and information processing association annual summit and conference, 1-4 p.
- [20] **Yang, J., et Zhang, B.**, 2011. Scattering removal for finger-vein image enhancement : In 2011 International Conference on Hand-Based Biometrics, 1-5 p.
- [21] **Dai, Y., Huang, B., Li, W., et Xu, Z.**, 2008. A method for capturing the finger-vein image using nonuniform intensity infrared lighti : In 2008 Congress on Image and Signal Processing, vol. 4, 501-505 P.
- [22] **Yang, J., et Shi, Y.**, 2014. Towards finger-vein image restoration and enhancement for finger-vein recognition : Information Sciences, vol. 268, 52 p.
- [23] **Wang, K.Q; Khisa, A.S; Wu, X.Q., et Zhao, Q.S.**, 2012. Finger vein recognition using LBP variance with global matching : In Proceedings of the Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR), 2012 International Conference, Guangdong : China, 196–201 p.
- [24] **Lee, E.C., Lee, H.C., et Park, K.R.**, 2009. Finger vein recognition using minutia-based alignment and local binary pattern-based feature extraction : International Journal of Imaging Systems and Technology, vol. 19, N°. 3, 179-186 p.
- [25] **Wang, Z.**, 2011. Applications of objective image quality assessment methods [applications corner] : IEEE signal processing magazine, vol. 28,N°. 6, 137-142 p.
- [26] **Mohammadi, P., Ebrahimi-Moghadam, A., et Shirani, S.**, 2014. Subjective and objective quality assessment of image : A survey," arXiv preprint arXiv :1406.7799 p.
- [27] **Anil, K.J., Arun, A.R., Nandakumar, K.**, 2011. Introduction to Biometric : Springer : Berlin, Germany.
- [28] **Wang, K.Q., Khisa, A.S., Wu, X.Q., et Zhao, Q.S.**, 2012. Finger vein recognition using LBP variance with global matching : In 2012 international conference on wavelet analysis and pattern recognition, 196-201 p.
- [29] **Brindha, S.**, 2017. Finger Vein Recognition. Int. J. Renew : Energy Technol, N° 4, 1298–1300 p.
- [30] **Hoshyar, A., Sulaiman, R.**, 2010. Review on finger vein authentication system by applying neural network.In Proceedings of the 2010 International Symposium on Information Technology (ITSim) : Kuala Lumpur, Malaysia, vol 2, 1020–1023 p.
- [31] **Mulyono, D., Jinn, HS.**, 2008. A study of finger vein biometric for personal identification : Biometrics and Security Technologies : ISBAST 2008 International Symposium.
- [32] **Kaur, P., Verma, P.**, 2014. Human Identification with Finger Veins Using Repeated Line Tracking : Even Gabor and Automatic Trimap Generation Algorithms. Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol, N° 5, 8003–8007 p.

- [33] **Liu, Z., Song, S.**, 2012. An embedded real-time finger-vein recognition system for mobile devices : IEEE Trans.Consum. Electron, 58 p.
- [34] **Miura, N., Nagasaka, A., Miyatake, T.**, 2007. Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles : IEICE Trans. Inf. Syst, N° 90, 1185–1194 p.
- [35] **Vlachos M., et Dermatas, E.**, 2015. Finger vein segmentation from infrared images based on a modified separable Mumford Shah model and local entropy thresholding : Computational and mathematical methods in medicine, vol. 20.
- [36] **Wu, J.D., Liu, C.T.**, 2011. Finger-vein pattern identification using principal component analysis and the neural network technique : Expert Syst. Appl. 2011, N° 38, 5423–5427 P.
- [37] **Hajian, A., Damavan, S.**, 2014. Optimal feature extraction dimension in finger vein recognition using kernel principal component analysis : Int. J. Comput. Inf. Syst. Control Eng, N°8, 1637–1640 P.
- [38] **Lee, H.c., Kang, B.J., Lee, E.C., Park, K.R.**, 2010. Finger vein recognition using weighted local binary pattern code based on a support vector machine. J. Zhejiang Univ. Sci. C 2010, N° 11, 514–524 P.
- [39] **Xi, X., Yang, G., Yin, Y., Meng, X.**, 2013. Finger vein recognition with personalized feature selection. Sensors, 13, 11243–11259 p.
- [40] **Prabhakar, P., Thomas, T.**, 2013. Finger vein identification based on minutiae feature extraction with spurious minutiae removal. In Proceedings of the 2013 Third International Conference on Advances in Computing and Communications (ICACC) : Kerala - India, 196–199 p.
- [41] **Shaheed, K., Liu, H., Yang, G., Qureshi, I., Gou, J., et Yin, Y.**, 2018. A systematic review of finger vein recognition techniques," Information, vol. 9, N°. 9, 213, 2018 P.
- [42] **Park, K.R.**, 2012. Finger vein recognition by combining global and local features based on SVM : Computing and Informatics, vol. 30, N°. 2, 295-309 P.

Chapitre 03

Les motifs binaires locaux

3.1. Introduction

L'étude de la texture joue un rôle crucial dans de nombreuses applications de traitement d'image, allant de la mesure des formes à l'imagerie médicale. Les motifs binaires locaux (LBP), les propriétés statistiques de l'image binaire (BSIF) et la quantification de la phase locale (LPQ) sont parmi les méthodes les plus couramment utilisées pour caractériser les textures locales. Nous exposerons aussi la méthode de classification utilisée dans notre système : K-plus voisin proche (KNN). Ce chapitre examine ces trois méthodes, en expliquant en détail leur fonctionnement, leurs applications, ainsi que leurs bénéfices et leurs contraintes respectives.

3.2. Descripteurs locaux :

Les descripteurs d'images et de vidéos locaux sont l'élément essentiel des méthodes actuelles de reconnaissance visuelle d'objets. Les descripteurs ont pour mission de transformer les informations au niveau des pixels en une forme pratique, qui capture les éléments les plus significatifs de l'image et de la vidéo tout en étant insensible aux aspects non pertinents engendrés par les fluctuations de l'environnement.

À la différence des descripteurs globaux qui calculent les caractéristiques directement à partir de l'image entière, les descripteurs locaux, qui ont montré leur efficacité dans des conditions réelles, représentent les caractéristiques dans de petites zones locales d'image et de vidéo.

Il convient de souligner que les méthodes globales ont récemment commencé à revenir en partie pour compléter les descripteurs locaux [1].

Parmi les descripteurs d'images locaux les plus couramment employés dans la littérature, les LBP (motifs binaires locaux) peuvent être considérés comme des statistiques d'étiquettes calculées dans les zones adjacentes des pixels. Pour décrire le voisinage de chaque pixel, la méthode LBP utilise un code binaire. Cette approche implique de manipuler l'image en utilisant un ensemble préétabli de filtres linéaires, puis de transformer les réponses des filtres en binaires. Les bits constituent les réponses binaires des différents filtres de la chaîne de code. Les méthodes de type LBP ont été largement utilisées pour réaliser diverses tâches de vision par ordinateur, comme la reconnaissance des visages, l'analyse des mouvements et l'analyse des données de distance [2].

Le succès des méthodes LBP dans divers problèmes et applications de vision par ordinateur a suscité de nombreuses nouvelles études, telles que le descripteur de quantification de phase locale (LPQ) et les caractéristiques d'image statistiques binarisées (BSIF) [2].

3.3. Les types des motifs locaux :

3.3.1. Motifs Binaires Locaux (LBP) :

En 1996, Ojala et ses collègues ont suggéré l'utilisation des motifs binaires locaux (LBP) afin de caractériser les textures des images en niveaux de gris [3]. La base des LBP repose sur la comparaison de chaque pixel avec ses pairs afin de créer un motif binaire unique qui représente la texture locale.

La méthode de calcul des LBP débute en comparant les niveaux de gris des pixels adjacents à ceux du pixel central. Si le niveau de gris de chaque voisin est supérieur ou égal au pixel central, il est attribué une valeur binaire "1", sinon "0" (voir Figure 23). Ensuite, on combine les valeurs binaires obtenues afin de créer un code LBP unique pour le pixel central [4].

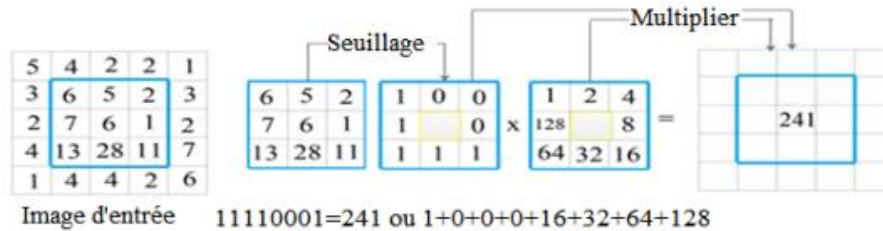


Figure 23 : une illustration de LBP basique. [4]

Dans l'image d'entrée, on considère que le pixel g_c est entouré de p pixels voisins (g_0, g_1, \dots, g_{p-1}). On calcule la réponse LBP du pixel g_c de la manière suivante :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{p-1} f(x)(g_i - g_c) \cdot 2^i \tag{3.1}$$

La fonction de seuillage $f(x)$ est donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } (x \geq 0) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \tag{3.2}$$

LBP a ensuite été étendu à l'aide de voisinages de taille différente (un voisinage de P pixels différents, c'est-à-dire différentes échelles) et de la forme traditionnelle de rayon R [5] (voir Figure 24).

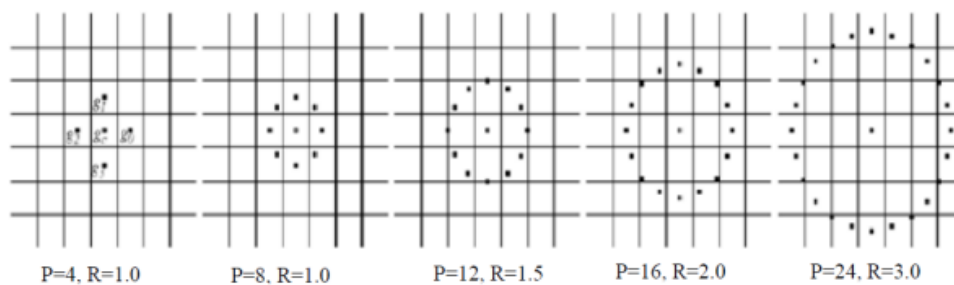


Figure 24 : Exemples de d'opérateur **LBPP.R**. [5]

Les motifs binaires locaux (LBP) sont flexibles et peuvent être adaptés pour répondre à différentes exigences et applications. Voici quelques variantes importantes des LBP :

3.3.1.1. LBP uniforme :

Un autre moyen d'améliorer l'opérateur initial consiste à utiliser des modèles connus sous le nom d'uniformes [6]. Ce prolongement s'est inspiré de la présence de motifs binaires plus fréquents dans des images de texture que d'autres.

Lorsqu'il est considéré comme circulaire, un motif local binaire, LBPu2, est uniforme si sa configuration binaire comporte au moins deux transitions binaires de 0 à 1 ou de 1 à 0. Par exemple, les codes homogènes sont les codes 00000000 (0 transitions), 01110000 (2 transitions) et 11001111 (2 transitions), tandis que les codes non homogènes sont les codes 11001001 (4 transitions) et 01010010 (6 transitions).

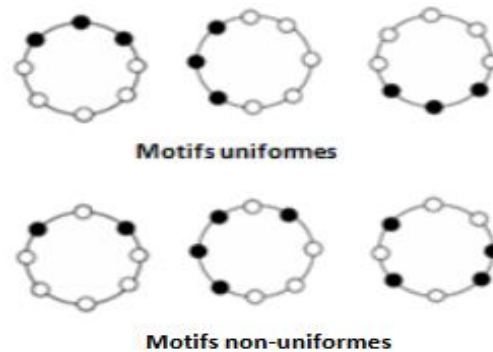


Figure 25 : Exemples de motifs uniformes et non-uniformes. [6]

3.3.1.2. LBP invariant par rotation :

Les LBP rotation-invariants sont conçus pour être insensibles aux rotations des motifs texturaux dans l'image. Cette variante transforme les motifs binaires locaux en une forme qui reste la même, quelle que soit l'orientation de la texture. Pour obtenir cette invariance, le motif LBP est représenté par sa plus petite valeur obtenue par toutes les rotations circulaires possibles. Par exemple, le motif binaire "10000001" et ses rotations comme "01000010" sont toutes considérées comme équivalentes et sont réduites à la même représentation.[6]

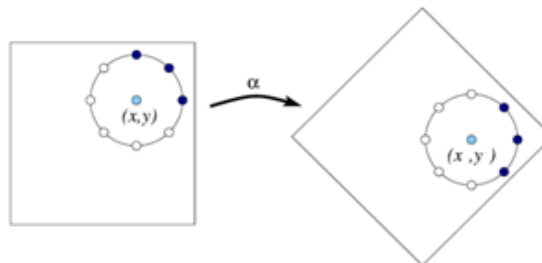


Figure 26 : Rotation d'une image.[6]

3.3.1.3. Domaines d'application du LBP :

En raison de sa capacité à distinguer et de sa facilité de calcul, le motif binaire local est devenu une méthode très utilisée dans divers domaines. Effectivement, le LBP et ses extensions ont déjà été utilisés, notamment pour l'analyse visuelle, la restauration de l'image, la détection de mouvement, la télédétection, l'analyse de l'image biomédicale, la biométrie, la modélisation de l'environnement et l'analyse de la scène extérieure... etc. Il s'agit aussi d'une méthode essentielle pour l'identification des visages et la reconnaissance des personnes. [7]

Parmi les applications biomédicales et les systèmes de reconnaissance biométrique, l'utilisation du LBP a connu une croissance fulgurante au cours des dernières années.

- **Reconnaissance faciale :** Les LBP sont également utilisés dans la reconnaissance faciale, où ils permettent de détecter et de reconnaître des visages humains. En extrayant des motifs texturaux des régions du visage, les LBP peuvent capturer des caractéristiques faciales uniques qui facilitent l'identification et la vérification des individus.
- **Reconnaissance de texture :** Les LBP sont largement utilisés pour identifier et classifier différentes textures dans les images. En extrayant des descripteurs texturaux locaux, les LBP permettent de différencier des matériaux, des surfaces et des motifs basés sur leurs caractéristiques texturales distinctes. Cette capacité est utile dans des domaines comme la vision par ordinateur et l'analyse d'images industrielles.
- **Autres applications :** Outre la reconnaissance de texture et faciale, les LBP sont appliqués dans divers autres domaines, tels que :
 - **Surveillance :** Détection d'activités suspectes ou inhabituelles dans des vidéos de surveillance.
 - **Imagerie médicale :** Analyse et classification des tissus dans des images médicales, comme les radiographies ou les IRM.
 - **Inspection industrielle :** Détection de défauts de surface et de variations dans les processus de fabrication.

3.3.1.4. Avantages des LBP :

- **Simplicité :** Les motifs binaires locaux (LBP) sont faciles à comprendre et à implémenter. Le concept de comparer les niveaux de gris des pixels voisins au pixel central et de générer un code binaire est intuitif.
- **Efficacité :** Le calcul des LBP est rapide, ce qui les rend particulièrement adaptés pour les applications en temps réel. Les opérations nécessaires pour générer les codes LBP sont simples et peu coûteuses en termes de calcul.
- **Discrimination :** Les LBP produisent des descripteurs texturaux puissants capables de discriminer efficacement entre différentes textures. Cette capacité à capturer les caractéristiques texturales locales rend les LBP utiles pour diverses applications de reconnaissance et de classification.

3.3.1.5. Limitations des LBP :

- **Sensibilité au bruit :** Les LBP peuvent être sensibles au bruit dans les images. Les petites perturbations ou le bruit aléatoire peuvent affecter les valeurs des LBP, réduisant ainsi la précision de la reconnaissance des textures. Les images bruitées peuvent produire des motifs LBP différents, même si la texture sous-jacente reste la même.
- **Variations d'illumination :** Les changements de conditions d'éclairage peuvent affecter les valeurs des LBP, car les niveaux de gris des pixels peuvent varier de manière significative avec l'illumination. Bien que des variantes comme les LBP invariants aux variations d'illumination aient été développées, ces problèmes peuvent toujours poser des défis dans certaines applications.

3.3.2. Quantification de la phase locale (LPQ) :

Ojansivu et Heikkilä [8] ont d'abord utilisé le descripteur LPQ, aussi appelé quantification de la phase locale, afin de classer les textures pour les images floues. Cela favorise une classification plus précise des textures pour faire face aux effets de flou engendrés par une image. Le descripteur LPQ a été élaboré de manière à ne retenir dans une image que les informations locales invariants avec un certain espacement. Le flou central symétrique, tel que celui causé par le mouvement linéaire et en dehors du foyer du capteur, n'est pas sensible.

LPQ utilise la transformée de Fourier de la phase (TF). Pour extraire l'information de la phase locale, on utilise le calcul de la transformée de Fourier à court terme (STFT) en utilisant un rectangle NX de M×M voisins pour chaque pixel x dans l'image f(x) définie par l'équation suivante [9] :

$$F(u,x) = \sum v E_x f(x-y) e^{2j\pi u^T y} = w_u f_x \quad (3.3)$$

Les vecteurs de base de la décomposition à la fréquence u sont appelés "wu" et "fx" sont toutes les valeurs de l'image dans le voisinage NX.

Seules 4 fréquences transformées de Fourier peuvent donc être calculées pour :

$$u_i (i = 1, \dots, 4): u_1 = [a, 0]^T, u_2 = [0, a]^T, u_3 = [a, a]^T \text{ et } u_4 = [a, -a]^T \quad (3.4)$$

Dans le cas où la fréquence scalaire de Hui est assez élevée pour dépasser 0, nous obtenons un vecteurs F x.

$$FXC = |F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)| \quad (3.5)$$

Ensuite, un quantificateur scalaire simple est utilisé pour extraire les données de la phase dans chaque coefficient de Fourier en analysant les signes des parties réelles (Re) et imaginaires (Im). D'après l'équation ci-dessous, le quantificateur scalaire peut être calculé.

$$g_j(x) = \begin{cases} 1 & g_j(x) \geq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.6)$$

La deuxième composante du vecteur gx = [Re {Fx}, Im{Fx}] est gj(x). On peut représenter les huit coefficients binaires obtenus qj(x) comme des valeurs entières allant de 0 à 255 en utilisant un codage binaire simple pour obtenir les étiquettes de LPQ, FLPQ, qui est définie par

$$F_{LPQ}(x) = \sum_{i=1}^8 q_j(x) 2^{j-1} \quad (3.7)$$

d'image, dont les valeurs sont inchangées pour le flou (barbouillage) [9].

L'organisation de toutes les étapes nécessaires pour générer le descripteur LPQ pour une image est illustrée dans la figure ci-dessous :

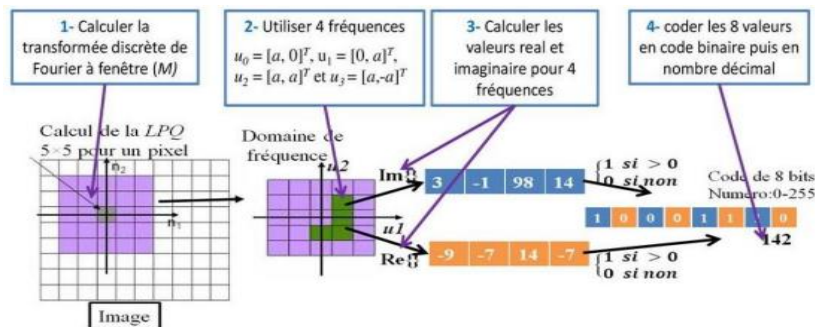


Figure 27 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur.

3.3.3. Binarized Statistical Image Features (BSIF) :

Le BSIF est un nouvel outil de détection de textures localisé. J. Kannala et E. Rahtu ont d'abord mentionné le descripteur BSIF en 2012 [10]. Cet indicateur est basé sur un ensemble de filtres linéaires de taille uniforme. Lorsque BSIF filtre une image donnée I de taille $N \times N$ pixels avec un ensemble de filtres, les réponses rielles sont binarisées. Les concepts exposés dans [11] sont appliqués à toutes les images naturelles (voir Figure 28) par J. Kannala et E. Rahtu pour former un ensemble de filtres $\phi_i^{N \times N}$. On évalue ces filtres afin de maximiser l'indépendance statistique des réponses obtenues en utilisant l'ICA. Des filtres open-source [18] ont également été utilisés, élaborés à partir de 13 images naturelles différentes [19]. La réponse du filtre est obtenue de la façon suivante [12] :

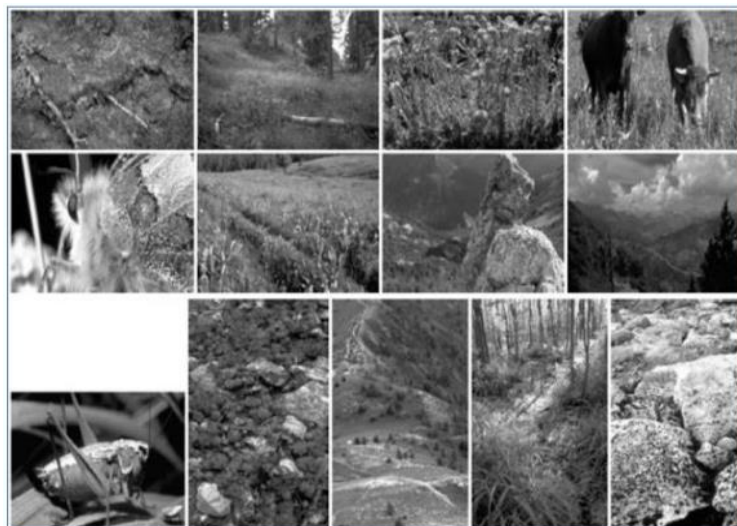


Figure 28 : Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur BSIF.

$$r_i = \sum_{x,y} \varphi^{N \times N}(x,y)l(x,y) \quad (3.8)$$

Où $\varphi_i^{N \times N}$ est un filtre linéaire de taille N et $i = \{1, 2, \dots, n\}$ indique le nombre de filtres statistiquement indépendants dont la réponse peut être calculée ensemble et binarité pour obtenir la chaîne binaire comme suit :

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } (r_i > 0) \\ 0 & \text{si } (r_i \leq 0) \end{cases} \quad (3.9)$$

Finalement, les codes binaires de chaque pixel sont extraits en utilisant l'histogramme des fonctions BSIF. BSIF permet une caractérisation efficace des éléments de texture de l'image. Le descripteur BSIF comprend deux éléments essentiels : la taille du filtre N et la longueur du filtre n .

3.4. Combinaison des critères locaux :

Une nouvelle tendance dans la conception de nouveaux descripteurs d'images locaux performants consiste à combiner les caractéristiques de descripteurs complémentaires. Il est donc intéressant de mieux comprendre la complémentarité entre LBP, LPQ et BSIF, en étudiant par exemple les résultats de leur fusion. C'est pourquoi une nouvelle série d'expériences a été menée pour étudier les différentes combinaisons des trois descripteurs en termes de caractéristiques (c'est-à-dire en concaténant les histogrammes).

Les chercheurs ont expérimenté trois tailles de voisinage différentes (3x3, 5x5 et 7x7), avec un codage binaire sur huit bits. Pour le LBP, une topologie circulaire avec huit points d'échantillonnage a été utilisée, tandis que pour le LPQ, ils ont utilisé un codage commun à quatre points de fréquence des informations de phase, et pour le BSIF, ils ont utilisé une banque de huit filtres utilisant des images naturelles [13].

Les résultats des expériences réalisées sur la base de données de textures « CureT » sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 03 : Résultats de Combinaison.[13]

Méthode	Précision moyenne (%)		
	3x3 pixels	5x5 pixels	7x7 pixels
LBP	86.77	94.38	93.66
LPQ	90.27	88.34	89.89
BSIF	94.83	95.67	95.68
LBP+LPQ	92.67	94.77	94.74
LBP+BSIF	94.13	96.50	96.69
LPQ+BSIF	94.62	94.43	94.55
LPQ+LBP+BSIF	94.59	95.30	95.85

D'après ces premiers résultats, il semble qu'il n'y ait pas de résultat significatif en combinant les trois descripteurs. Cela peut s'expliquer par le fait que ces descripteurs partagent de nombreuses caractéristiques communes car ils codifient tous les éléments locaux de la texture. Les performances peuvent être améliorées en combinant ces descripteurs avec, par exemple, des filtres de Gabor, car LBP, LPQ ou BSIF capturent des détails petits et fins, tandis que les filtres de Gabor encodent des informations d'apparence sur une gamme d'échelles plus large [13].

3.4.1. L'analyse de la complexité des calculs :

Les caractéristiques de l'étude de la complexité des calculs LBP, LPQ et BSIF sont différentes. Cependant, leur structure de calcul est similaire, car ils peuvent être exprimés de manière similaire, ce qui facilite une mise en œuvre algorithmique similaire.

Pour être complets, nous avons examiné les résultats de ces indicateurs en ce qui concerne la complexité de calcul, le nombre d'opérations par pixel et la durée de travail sur un processeur global. LBP, LPQ et BSIF sont essentiellement des opérateurs de pixel qui régulent la complexité de calcul en fonction de la taille de l'image (analyse de la croissance du temps de calcul en fonction de la taille de l'entrée). Comme le temps de calcul est proportionnel au nombre de pixels de l'image d'entrée, il est possible de conclure que les trois descripteurs ont la même complexité de calcul de $O(n)$, aussi connue sous le nom de complexité linéaire, où n est le nombre total de pixels à traiter [14]

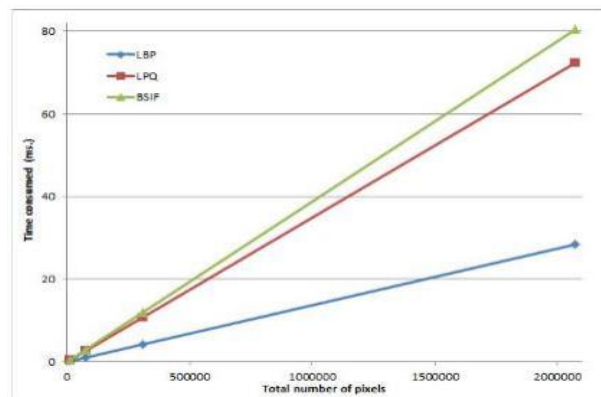


Figure 29 : Temps de calcul de LBP, LPQ et BSIF sur un processeur Intel 3.4GHz avec différentes résolutions d'images. [13]

Cela implique qu'en termes de calcul, il n'est pas important qu'une application utilise de nombreuses images (ou patches) à faible résolution ou quelques images à haute résolution, tant que le nombre total de pixels reste constant [13].

3.5. Algorithme du K-voisin le plus proche (KNN) :

L'algorithme K-Nearest Neighbour ou algorithme du K-voisin le plus proche est une méthode d'apprentissage supervisé non paramétrique qui a été développée pour la première fois en 1951 par Joseph Hodges et Evelyn Fix, et qui a ensuite été développée par Thomas Cover.

L'utilisation de l'algorithme KNN permet de résoudre les problèmes de classification et de régression complexes. Il calcule les distances entre une requête et tous les exemples des données, sélectionne le nombre spécifié d'exemples (K) les plus proches de la requête, puis vote pour l'étiquette la plus fréquente ou fait la moyenne des étiquettes dans le cas de la classification ou dans le cas de la régression respectivement. En ce qui concerne la classification et la régression, il est nécessaire de sélectionner le bon K pour les données en essayant différents K, puis en sélectionnant celui qui répond le mieux à nos besoins [15].

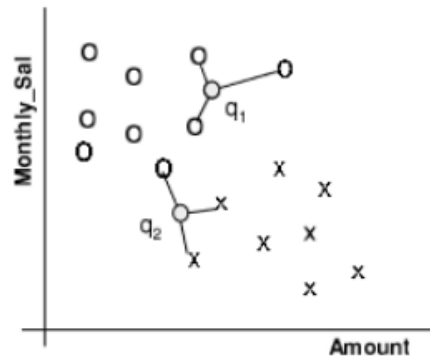


Figure 30 : Un exemple simple de classification par 3 plus proches voisins. [16]

3.5.1. Applications de l'algorithme :

L'utilisation de l'algorithme KNN se fait dans divers secteurs. Les applications les plus fréquentes du KNN sont les suivantes :

- Systèmes d'identification faciale.
- Systèmes de suggestions.
- Dans le domaine agricole afin de prévoir différents éléments.

Dans diverses plateformes comme Netflix ou Amazon, l'algorithme KNN permet de recommander des films, des séries, des produits, etc. en fonction de ses recherches antérieures ou de son historique de visionnage. [15]

3.5.2. Avantages et inconvénients de l'algorithme :

Le K-NN est extrêmement facile à appréhender et à appliquer. Il est donc important de le prendre en considération lorsqu'on cherche une solution à tout problème de classification. Le k-NN présente les bénéfices suivants :

- En raison de sa transparence, le processus est simple à mettre en place et à déboguer.
- Si une analyse des voisins est utile en tant qu'explication, K-NN peut être extrêmement efficace dans les cas où une explication de la sortie du classificateur est nécessaire.
- Des méthodes de réduction du bruit spécifiques au k-NN peuvent être efficaces pour améliorer la précision du classificateur.

Ces avantages du K-NN, en particulier ceux qui découlent de sa capacité d'interprétation, ne doivent pas être sous-estimés. En revanche, les désavantages suivants sont importants :

- Étant donné que tout le travail est effectué au moment de l'exécution, K-NN peut avoir de mauvaises performances au moment de l'exécution si l'ensemble d'apprentissage est important.
- Le K-NN est très sensible aux caractéristiques non pertinentes ou redondantes, car toutes les caractéristiques contribuent à la similarité et donc à la classification. Il est possible de résoudre ce problème en sélectionnant ou en pondérant attentivement les caractéristiques.
- Pour les tâches de classification très difficiles, le k-NN peut être surpassé par des techniques plus exotiques telles que les machines à vecteurs de support ou les réseaux neuronaux [60]

3.6. Conclusion :

Ce chapitre traite du sujet des descripteurs locaux. On a repéré les modèles binaires locaux (LBP), la mesure de phase locale (LPQ) et les propriétés statistiques des images binarisées (BSIF). Nous avons également discuté de la fusion de ces descripteurs locaux et de leur complexité de calcul. De plus, nous avons communiqué des informations sur les algorithmes de classification comme l'algorithme K-plus proche voisin (K-NN).

Le prochain chapitre se concentrera sur l'analyse des résultats expérimentaux et la participation au débat.

Références bibliographiques*Livres, articles, thèses et mémoires*

- [1] **Harada, T., Nakayama H., et Kuniyoshi, Y.,** 2010. Improving local descriptors by embedding global and local spatial information : Springer.
- [2] **Hadid, A., Ylioinas, J., et Lopez, M.,** 2014. Face and Texture Analysis Using Local Descriptors : A Comparative Analysis : IEEE.
- [3] **Struc, V., et Pavesic, N.,** (2010). The complete Gabor-fisher classifier for robust face recognition. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 31 p.
- [4] **Houam, L.,** 2013. Contribution a l'analyse de textures de radiographies osseuses Pour Le Diagnostic Précoce De L'Ostéoporose : Thèse de Doctorat : Univesite de Guelma.
- [5] **Ojala, T., Pietikäinen, M., Mäenpää, T.,** 2002. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns : IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 24(7), 971–987 p.
- [6] **Topi Mäenpää,** 2003. The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis –Extensions and Applications : InfoTech Oulu and Department of Electrical and Information Engineering, University of Oulu, Finland.
- [7] **Ludovic Paulhac,** Outils et Méthodes d'Analyse d'Images 3d Texturées : Application à la Segmentation des Images Echographiques : Thèse de Doctorat en Informatique : Université François Rabelais de Tours.
- [8] **Ojansivu, V., et Heikkilä, J.,** 2008. Blur Insensitive Texture Classification Using Local Phase Quantization, in Image and Signal Processing. vol. 5099, A. Elmoataz, O. Lezoray, F. Nouboud, and D. Mammass, Eds., ed : Springer Berlin Heidelberg, 236-243 p.
- [9] **Mark, S., Alberto, S.,** 2008. Feature Extraction and Image Processing : Academic Press, 88 p.
- [10] **Kannala, J., & Rahtu, E.,** 2012. Bsif: Binarized statistical image features. In Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on, 1363-1366 p.
- [11] **Bowyer, K.W., Chang, K., et Flynn, P.,** 2006. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition. Computer vision and image understanding, N° 101, 1-15 p.
- [12] **Ouamane. A.,** 2015. Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D : Université Mohamed Kheider-Biskra.
- [13] **Hadid, A., Ylioinas, J., et Lopez, M.,** 2014. Face and Texture Analysis Using Local Descriptors: A Comparative Analysis : IEEE.

- [14] **Bordallo, M., Nieto, A., et Boutellier, J.**, 2014. Evaluation of real-time LBP computing in multiple architectures : Journal of Real-Time Image Processing.
- [15] **Gole, A., Singh S., et Kanherkar, p.**, 2023. Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms : Random Forest algorithm, Naive Bayes Classifier and KNN : ISSN.
- [16] **Cunningham, p., et Delany, S., Nearest et k.**, 2007. Neighbour Classifiers : ACM Computing Surveys.

Chapitre 04

Méthodes et Résultats

4.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons réaliser une simulation avec le logiciel « MATLAB » afin de tester et de comparer ces algorithmes sur des images de motif veineux du doigt dans la base de données SDUMLA-HT. Nous utiliserons l'algorithme `lee_region` pour améliorer le contraste des images, ainsi que la méthode K- la plus proche voisine (KNN : K- Near Neighbors), qui est largement utilisée pour la classification supervisée Multi Classe.

4.2. Méthode proposée :

La méthode comprend quatre étapes principales : l'acquisition de l'image, le prétraitement, l'extraction des caractéristiques par les caractéristiques statistiques binarisées de l'image (BSIF) et le calcul des scores de correspondance. Le schéma fonctionnel de la méthode suggérée pour la détection des veines du doigt est illustré dans la figure 31.

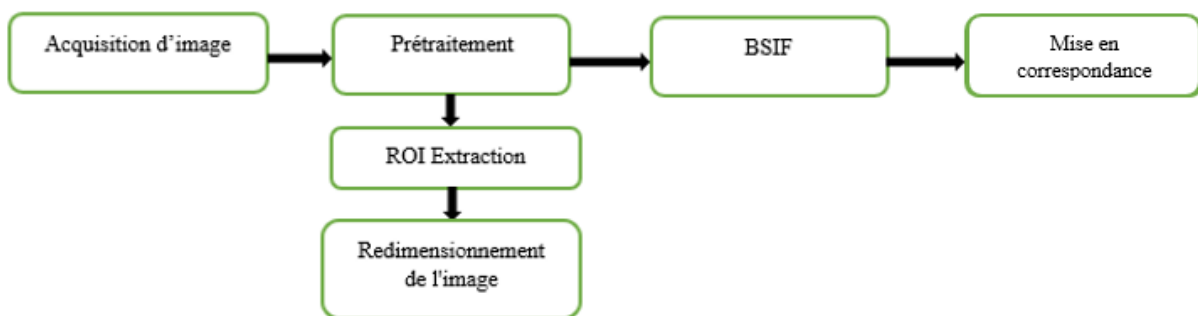


Figure 31 : Schéma fonctionnel de la méthode proposée.

4.2.1. Prétraitement :

L'étape de prétraitement comporte deux étapes principales : ROI d'extraction, le redimensionnement de l'image.

ROI d'extraction :

La fonction `lee_region` localise la région du doigt dans une image vasculaire en utilisant un masque de filtrage de dimensions spécifiées (`mask_h` pour la hauteur et `mask_w` pour la largeur). Elle commence par déterminer les dimensions de l'image (`img_h` et `img_w`) et la position de départ de la moitié inférieure de l'image. Ensuite, un masque de filtrage est créé, avec des valeurs de -1 dans la moitié supérieure et 1 dans la moitié inférieure, et ce masque est appliqué à l'image en utilisant la fonction de filtrage. La partie supérieure de l'image filtrée est ensuite analysée pour trouver les positions des bords supérieurs du doigt en identifiant les positions des valeurs maximales dans chaque colonne. De même, la partie inférieure de l'image filtrée est analysée pour trouver les positions des bords inférieurs du doigt en identifiant les positions des valeurs minimales. La région du doigt est ensuite définie comme la zone entre ces bords supérieurs et inférieurs, en créant un masque binaire où les pixels entre les positions des bords supérieurs et inférieurs sont marqués comme appartenant à la région du doigt. Enfin, la fonction retourne un masque binaire indiquant la région du doigt ainsi qu'une matrice contenant les positions des bords supérieur et inférieur du doigt.

4.2.2 Extraction des caractéristiques :

Après l'extraction de la région d'intérêt (ROI) à partir de l'image des veines du doigt, tous les ROI subissent un processus de correction de l'illumination dans la première étape. Ensuite, chaque ROI est transformé dans le domaine BSIF. Une fois obtenue, l'image BSIF est divisée en différentes parties, qui sont utilisées pour générer des histogrammes locaux BSIF. Par la suite, tous les histogrammes locaux obtenus de chaque partie correspondante sont normalisés dans la plage [0 1]. À l'étape suivante, tous ces histogrammes sont intégrés dans un vecteur d'histogramme global pour former la représentation finale par vecteur de caractéristiques des veines du doigt (FBSIFD) de l'image entière en vue de la classification. Enfin, la technique de LDA blanchie (WLDA) est appliquée au vecteur de caractéristiques FBSIFD. En résultat, une version réduite du vecteur de caractéristiques FBSIFD, appelée FBSIFD, est produite, ce qui la rend plus discriminante. Dans les sous-sections suivantes, nous décrirons en détail l'étape de prétraitement, le descripteur BSIF, et la représentation des veines du doigt (FBSIFD).

4.2.3. Décomposition de l'image BSIF :

Les plus récents systèmes de reconnaissance biométrique reposent sur des composants, où l'image entière est subdivisée en plus petites parties. Par la suite, une évaluation de similarité est appliquée à chaque composant pour produire des scores composants qui sont combinés pour obtenir la décision finale. Cette procédure permet de préserver plus d'informations locales. En outre, l'approche fondée sur les éléments est bien plus résistante à l'éclairage que la vision globale. Cela s'explique par le fait que le taux de variation de lumière dans chaque composant est nettement inférieur à celui de l'image dans son ensemble.

Au sein de notre étude, nous employons une technique de décomposition non-over lapping afin de classer l'image en patches une fois que nous avons employé l'opérateur BSIF. L'image BSIF est divisée en patches L. Un histogramme résume les statistiques du BSIF pour chaque patch. L'image des veines des doigts est utilisée pour établir les histogrammes des différents patches.

4.2.4. Processus de mise en correspondance :

Après l'extraction des caractéristiques, la distance chi carré ou la distance cosinus est utilisée avec le classificateur KNN pour évaluer la similarité entre deux vecteurs de caractéristiques FBSIFD (ou RFBSIFD) afin de prédire l'étiquette associée à une image de test. Ensuite, le taux d'identification (IR) et les courbes CMC sont utilisés pour évaluer les performances de l'identification des veines des doigts. Dans notre article, deux systèmes d'identification des veines des doigts sont proposés. Le premier système utilise le vecteur de caractéristiques proposé FBSIFD avec K-NN et la distance chi carré sans réduction. Dans le deuxième système, le classificateur K-NN avec distance cosinus utilise WLDA pour réduire le vecteur de caractéristiques proposé, ce qui produit le vecteur de caractéristiques RFBSIFD.

4.3. Résultats expérimentaux et discussions :

Dans cette section, nous avons réalisé plusieurs expériences afin d'examiner les performances de la méthode proposée. Tout d'abord, nous décrivons les ensembles de données utilisés. Ensuite, l'effet des différents paramètres de notre formulation sera également évalué de

manière empirique. Nous présentons les résultats expérimentaux ainsi que d'autres discussions et analyses. Ensuite, pour évaluer pleinement l'efficacité de nos solutions proposées, nous les avons comparées à des méthodes récentes.

4.3.1. Base de données des images de la veine du doigt :

4.3.1.1. Description de la base :

Le laboratoire d'apprentissage automatique et applications de l'Université du Shandong (SDUMLA) a développé la base de données SDUMLA sur les traits multimodaux homologues en 2010. Cette base comprend cinq caractéristiques biométriques : le visage, la veine du doigt, la démarche, l'empreinte digitale et l'iris.

Le Joint Lab. for Intelligent Computing and Intelligent Systems de l'Université de Wuhan a développé l'instrument utilisé pour détecter les veines des doigts. Chaque participant a été demandé lors de la capture de prendre des photos de son index, de son majeur et de son annulaire, gauche et droit, des deux mains. Chacun des 6 doigts est collecté à 6 reprises pour obtenir 6 images de la veine du doigt. De cette manière, cette base de données contient 3816 images au format BMP de 320×240 pixels. En ce qui concerne les veines du doigt, elle occupe environ 0,85 Go au total.

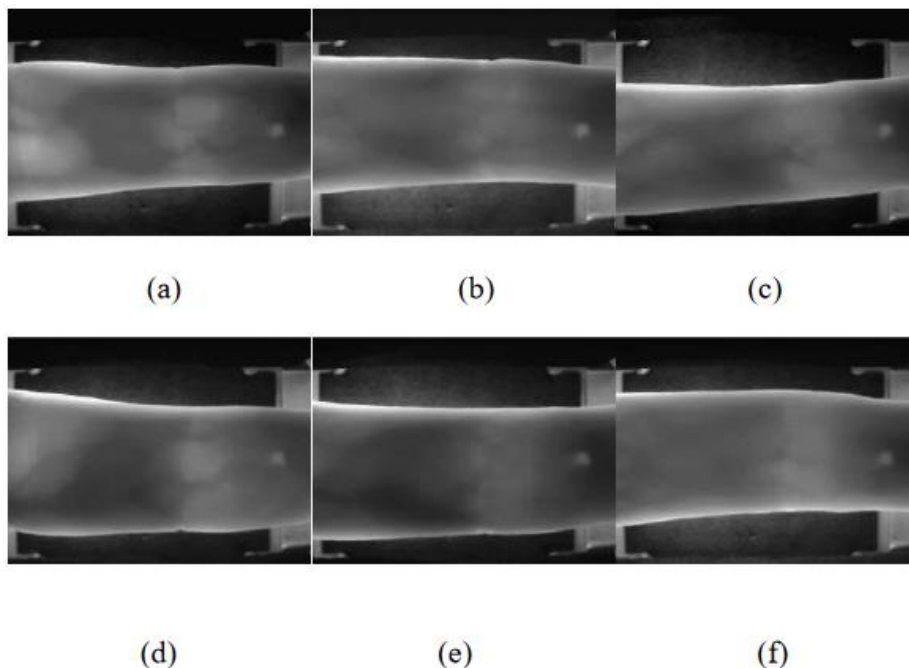


Figure 32 : Un aperçu de la base de données des veines des doigts SDUMLA-HMT, (a) (d)

Index, (b) (e) majeur, (c) (f) annulaire

4.3.1.2. Séparation des bases de données :

Il est essentiel d'avoir deux bases de données pour assurer le bon fonctionnement et la reconnaissance du FV : l'une pour l'apprentissage et l'autre pour tester le système et vérifier son fonctionnement et évaluer ses performances. Toutefois, nous ne possédons pas deux bases de données distinctes. Pour ces tests, la base a été répartie de la façon suivante :

Images d'enseignement : Les trois premières images de chaque individu sont utilisées pour l'enseignement.

Images d'essai : Les trois dernières images de chaque personne restent utilisées pour le test.

4.3.2. Détermination des paramètres :

4.3.2.1. Détermination des paramètres de l'algorithme de détection de ROI :

Il y a deux paramètres affecteront la précision d'identification de la méthode proposée, LeeH représente la hauteur du masque utilisé pour extraire la région d'intérêt de l'image, il est défini à (4), Lee W représente la largeur du masque utilisé région pour extraire la région d'intérêt de l'image, il est défini à (20,40).

Ces valeurs déterminent les dimensions du masque utilisé pour détecter les contours du doigt dans l'image veineuse, D'une manière générale, on peut dire que la modification des valeurs LeeH et LeeW peut affecter les performances du système de différentes manières en fonction du doigt. Ces valeurs doivent être choisies avec soin pour obtenir le meilleur taux de reconnaissance possible.

Les tableaux 4,5 montre que les meilleures valeurs pour le taux d'identification sont trouvées à leeH=4 et leeW=40, Le meilleur résultat est 99.37% lorsque Index gauche.

Tableau 4 : la variation de taux d'identification selon les paramètres leeH, leeW.

		Index gauche	Majeur gauche	Annulaire gauche
LeeH = 4	Leew = 20	0.9906	0.9623	0.9654
	Leew = 40	0.9937	0.9591	0.9654

Tableau 5 : la variation de taux d'identification selon les paramètres leeH, leeW.

		Index droit	Majeur droit	Annulaire droit
LeeH = 4	Leew = 20	0.9874	0.9748	0.9717
	Leew = 40	0.9874	0.9811	0.9748

4.3.2.2. Détermination des paramètres de l'algorithme de pyramide :

Efficacité de notre système est grandement influencée par deux paramètres L (nombre de niveaux de décomposition de la pyramide) et CC (facteur de direction). Pour déterminer la

meilleure valeur de CC, plusieurs expériences ont été menées avec différentes valeurs de L (1,2,3).

Selon les tableaux 6,7 et 8, la direction CC=2 donne les meilleurs résultats avec différentes empreintes de veines de doigts.

Tableau 6 : Taux d'identification selon les paramètres L et CC pour l'index gauche.

Index gauche	L=1	L=2	L=3
CC=1	0.9560	0.9088	0.8774
CC=2	0.9717	0.9874	0.9874

Tableau 7 : Taux d'identification selon les paramètres L et CC pour Majeur gauche.

Majeur gauche	L=1	L=2	L=3
CC=1	0.9277	0.9025	0.8805
CC=2	0.9623	0.9780	0.9780

Tableau 8 : Taux d'identification selon les paramètres L et CC pour Annulaire gauche.

Annulaire gauche	L=1	L=2	L=3
CC=1	0.9277	0.8962	0.8742
CC=2	0.9780	0.9874	0.9843

Il apparaît ainsi clairement que l'utilisation de CC=2 avec des valeurs L plus élevées (jusqu'à un certain point) optimise les performances de notre système pour la reconnaissance des empreintes des veines du doigt, ce qui suggère une meilleure adaptation et une meilleure extraction des caractéristiques pertinentes avec ces paramètres.

4.3.2.3. Evaluation des différents filtres avec le niveau de décomposition L :

D'après la description précédente, le filtre BSIF à échelle unique possède deux paramètres. La taille du filtre (c'est-à-dire l'échelle) est le premier paramètre. Le deuxième paramètre correspond au nombre de filtres employés (à savoir la longueur de la chaîne de bits). Ces deux paramètres ont une influence sur les performances du descripteur BSIF et leur sélection optimale améliore les performances de notre algorithme. Nous avons effectué des expériences pour déterminer les paramètres optimaux de la méthode BSIF en utilisant tous les filtres proposés par les auteurs de [12]. Nous attribuons un nombre X à chaque combinaison du nombre de filtres et de la taille du filtre, et nous nommons le filtre BSIF_X. Prenons l'exemple du filtre BSIF_1 qui a une dimension de filtre de 11×11 et un nombre de filtres de 10.

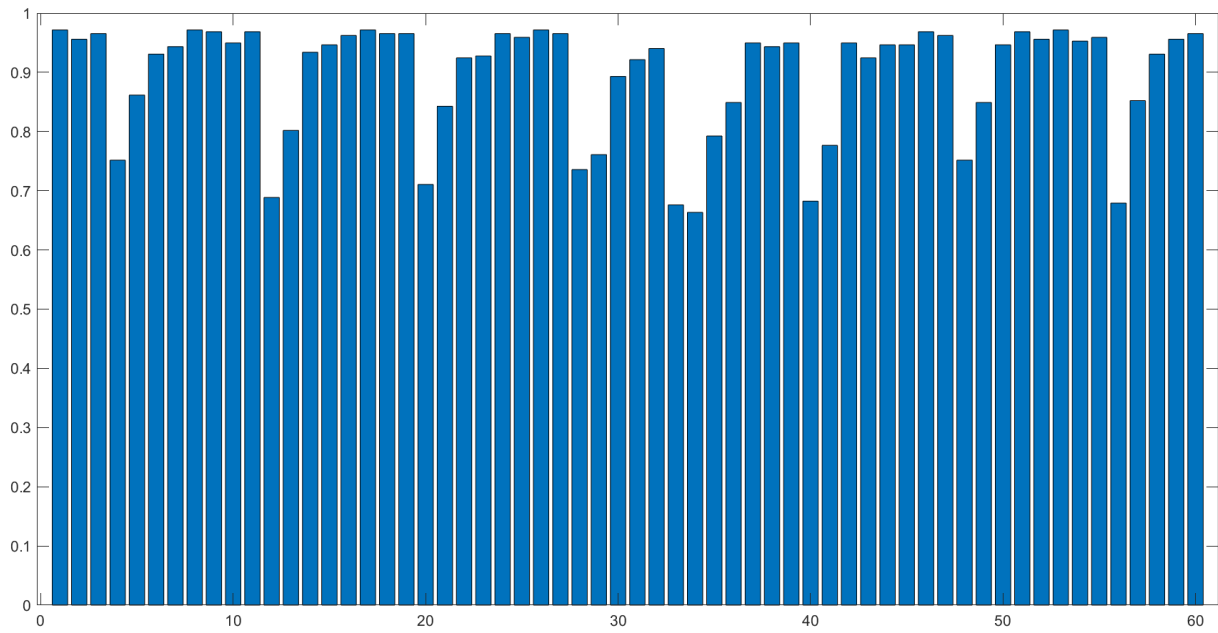


Figure 33 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=1.

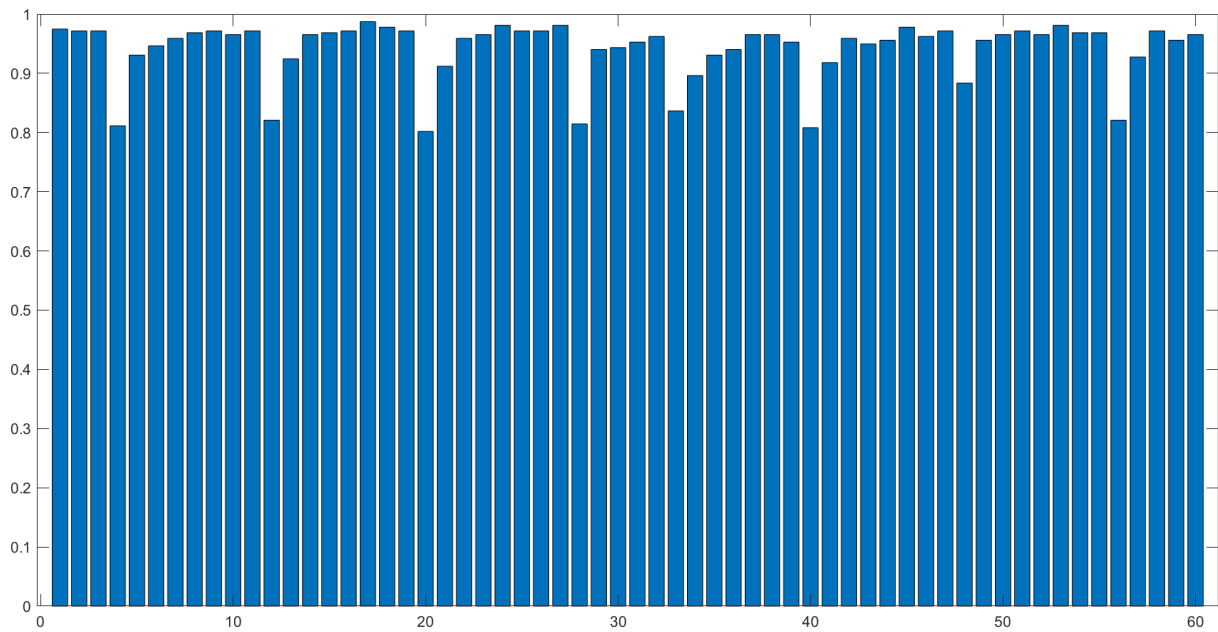


Figure 34 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec L=2.

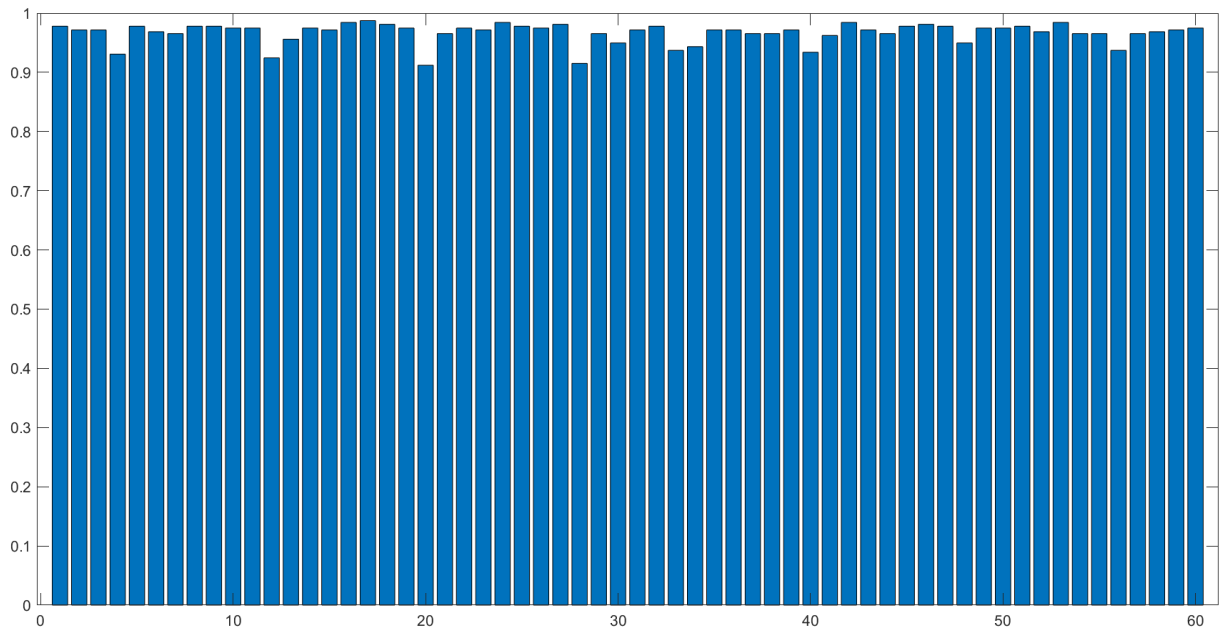


Figure 35 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec $L=3$.

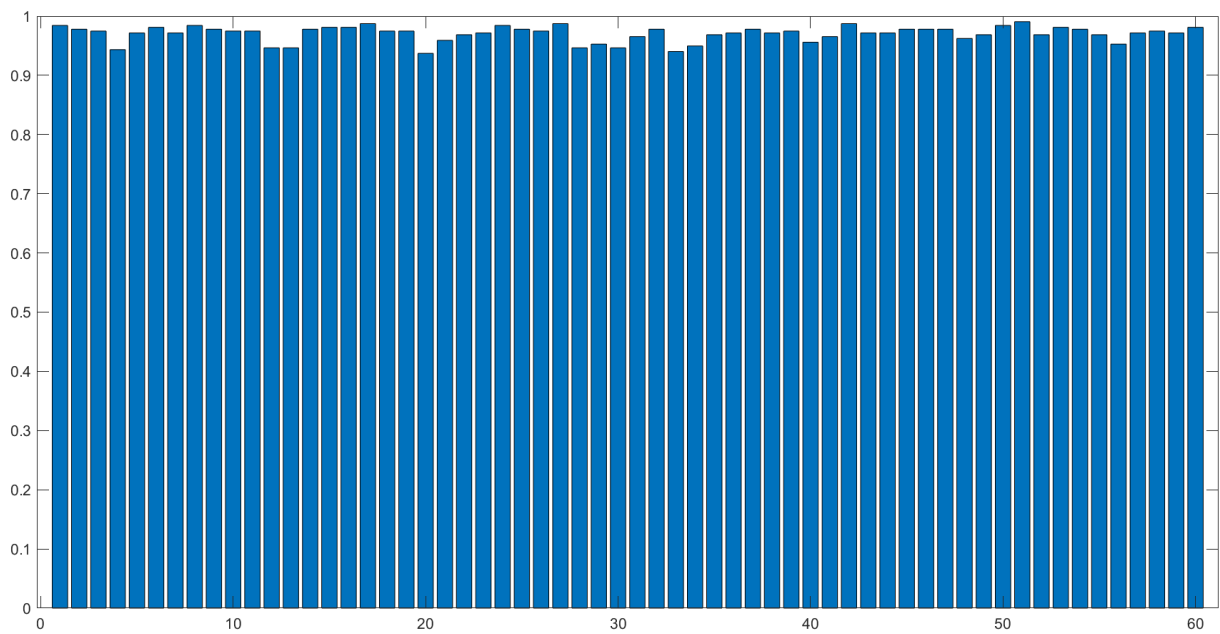


Figure 36 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec $L=4$.

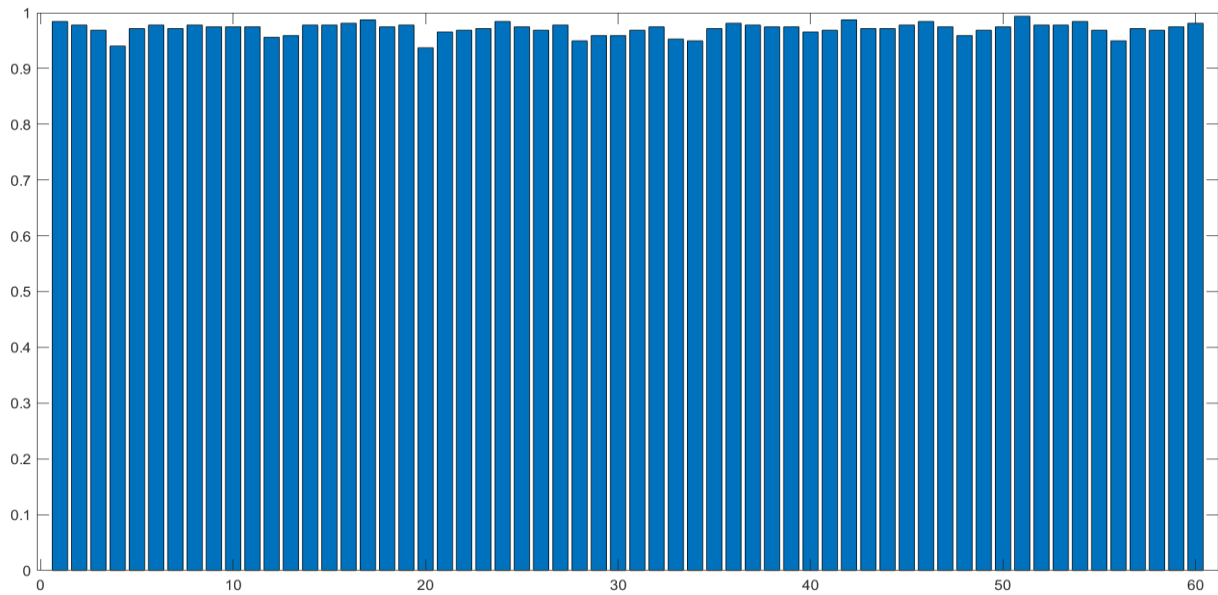


Figure 37 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec $L=5$.

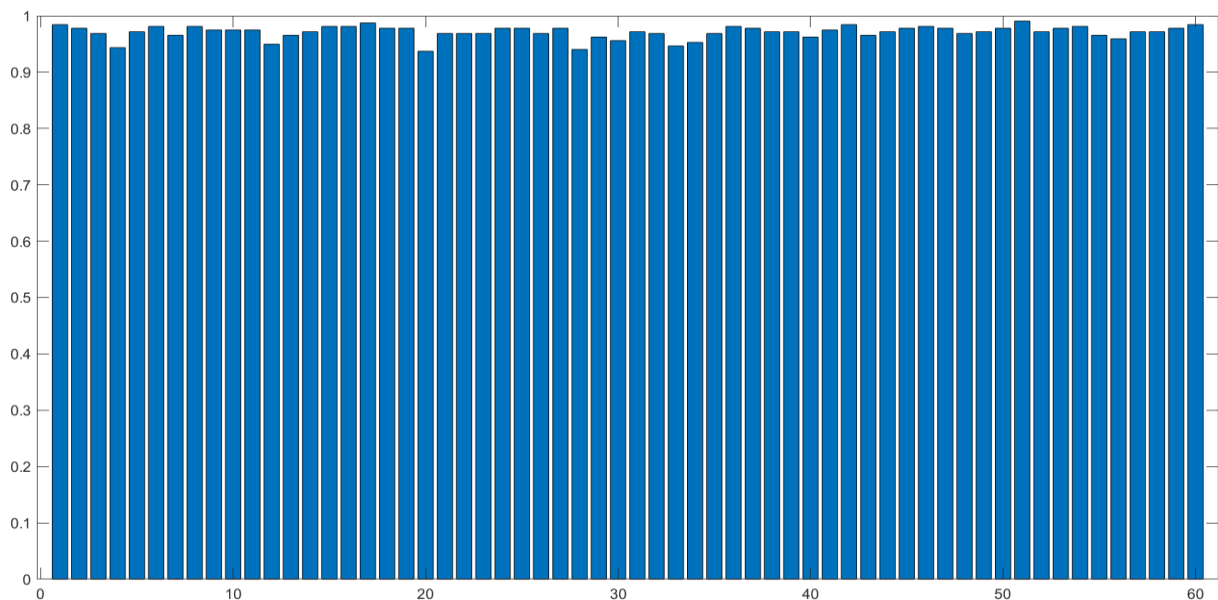


Figure 38 : Taux d'identification avec différents filtres BSIF à une échelle avec $L=6$.

Selon les figures 33 à 38, les meilleurs taux de reconnaissance sont résumés dans le tableau ci-dessous avec les filtres associés.

Tableau 9 : Les meilleurs taux de reconnaissance avec les filtres associés.

Meilleur taux	Filtre_x
97.17 %	BSIF (1,8,17,26,53)
98.74 %	BSIF (26)
98.74 %	BSIF (26)
99.06 %	BSIF (51)
99.37 %	BSIF (51)
99.06 %	BSIF (51)

4.3.2.4. Performances comparées aux méthodes les plus récentes :

En outre, plusieurs expériences ont été menées pour comparer notre méthode proposée à d'autres méthodes connues afin de prouver la supériorité de la méthode proposée sur les bases de données de veines de doigts SDUMLA. Ces bases de données étant assez similaires, les méthodes de comparaison ont été utilisées. Les résultats publiés sont présentés directement dans le tableau 10 en fonction de la base de données utilisée. Il convient également de noter que le même protocole pour la méthode comparative que la référence mentionnée est utilisé pour réaliser l'expérience correspondante ou que nous utilisons un protocole plus exigeant.

Tableau 10 : Résultats comparatifs montrant le taux d'identification des schémas proposés et des méthodes récemment proposées sur les bases de données de veines de doigts SDUMLA.

Méthodes	Taux de reconnaissance
Notre méthode	99.37 %
Lu et al., 2013. [1] (LBP)	98.79 %
Shin et al., 2014. [2] (LBP)	-
Yahaya et al., 2016. [3] (MCDF)	99.17 %
Syarif et al., 2017. [4] (EMC+HOG)	-
Meng et al., 2018. [5] (Dense SIFT)	94 %
Wang et al., 2019. [6] (DCGWLD)	99.42 %
Hong et al., 2017. [7] (CNN)	-
Das et al., 2019. [8] (CNN)	97.48 %
MUSTAFA, Ahmed A. et TAHIR, Ahmed AK. [9] (CLBP)	98.85 %

4.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons examiné comment MATLAB peut être utilisé pour tester et comparer des algorithmes sur des images de motifs veineux du doigt, en utilisant la base de données SDUMLA-HT. On s'est concentré sur l'amélioration du contraste avec l'algorithme Lee région et sur l'efficacité de la méthode KNN pour la classification. Pour la reconnaissance des veines des doigts, la méthode proposée, qui comprend le prétraitement, l'extraction des caractéristiques avec BSIF et l'utilisation de KNN, a démontré des taux d'identification améliorés et une supériorité par rapport à d'autres méthodes récentes.

Références bibliographiques

Livres, articles, thèses et mémoires

- [1] **Lu, Y., Yoon, S., et Park, D.S.**, 2013. Finger-vein Recognition based on Matching Score-Level Fusion of Gabor Features : The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol. 38A, N° 2, 174-182 p.
- [2] **Shin, K.Y., Park, Y.H., Nguyen, D.T., et Park, K.R.**, 2014. Finger-vein Image Enhancement Using a Fuzzy-Based Fusion Method with Gabor and Retinex Filtering : Sensors, Vol. 14, 095-3129 p.
- [3] **Yahaya, Y.H., Shamsuddin, S.M., et Leng, W.Y.**, 2016. Finger-vein Feature Extraction Using Discretization : 4th International Conference on Artificial Intelligence and Computer Science.
- [4] **Syarif, M.A., Ong, T.S., Teoh, A.B.J., et Tee, C.** 2017. Enhanced Maximum Curvature Descriptors for Finger-vein Verification : Multimedia Tools and Applications, Vol. 76, N° 5, 6859-6887 p.
- [5] **Meng, X., Xi, X. Yang, G., et al.**, 2018. Finger-vein recognition based on deformation information : Science China : Information Sciences, Vol. 61.
- [6] **Wang, H., Du, M., Zhou, J., et Tao, L.**, 2019. Weber Local Descriptors with Variable Curvature Gabor Filter for Finger-vein Recognition : IEEE Access, Vol. 7, 108261-108277 p.
- [7] **Hong, H.G., Lee, M.B., et Park, K.R.**, 2017. Convolutional Neural Network-Based Finger-vein Recognition Using NIR Image : Sensors, Vol. 17.
- [8] **Das, R., Piciucco, E., Maiorana, E., et Campisi, P.**, (2019. Convolutional Neural Network for Finger-vein based Biometric Identification : In IEEE Transaction for Information Forensics and Security, Vol. 14, N° 2, 360-373 p.
- [9] **Mustafa, A.A., et Tahir, A.A.**, 2021. A new finger-vein recognition system using the complete local binary pattern and the phase only correlation : International Journal of Advances in Signal and Image Sciences, 7(1), 38-56 p.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Le travail illustré dans notre mémoire, s'inscrit dans le cadre général de la biométrie, et plus spécifiquement l'identification automatique des individus à partir des veines du doigt. Cette dernière est considérée comme une modalité biométrique récemment utilisée pour une identification très précise et plus sécurisée, le motif de veine du doigt parmi les modalités biométriques les plus distinctives mêmes entre les jumeaux identiques. En effet, l'efficacité de l'utilisation des motifs veineux réside dans l'impossibilité de sa falsification, grâce à son positionnement à l'intérieur de la peau. Donc, après avoir introduit les notions de base de la biométrie et des systèmes biométriques et leurs fonctionnements, nous avons présenté quelques paramètres pour l'analyse et l'extraction des caractéristiques.

Le système proposé pour la reconnaissance des veines des doigts a atteint des valeurs Taux de reconnaissance plus élevées pour la base de données SDUMLA-HMT par rapport à celles obtenues par les systèmes précédents. Cela est dû à certaines caractéristiques innovantes utilisées dans le système, qui peuvent être résumées comme suit :

1. L'utilisation du descripteur d'image BSIF, qui contient des caractéristiques détaillées des veines, par rapport aux descripteurs d'image précédents.
2. L'utilisation de l'algorithme "lee_region" pour l'amélioration du contraste des images et ensuite encodées sous forme d'histogramme avant d'être classifiées à l'aide d'un classifieur KNN.

Les résultats expérimentaux, obtenus démontrent l'efficacité de cette méthode, avec un taux d'identification élevé.

En résumé, la biométrie des veines du doigt, grâce à ses avantages en termes de précision, de rapidité et de sécurité, représente une avancée significative dans le domaine de l'identification biométrique automatisée. Les recherches et développements futurs permettront probablement d'affiner encore cette technologie et d'élargir ses applications pratiques.