

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication
Département d'Electronique et des Télécommunications



Mémoire
MASTER ACADEMIQUE
Domaine : Sciences et Technologies
Filière : Télécommunications
Spécialité : Systèmes des télécommunications
Présenté par :

Beddoua Khedidja

Taous Samia

Thème :

Fonctionnels Professes Pour La Reconnaissance de Doigt Vien

Soutenu publiquement

Le :24/06/2021

Devant le jury :

M. LAATI Abdelhak	MCB	Présidente	UKM Ouargla
M. BEN SID KHALED	MCA	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M. KOURQICHI Maarouf	MAA	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire : 2020 /2021

إهداء

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

الحمد لله والشكر لله ولا إله إلا الله و الله أكبر والصلاة والسلام على اشرف الخلق رسول الله مُحَمَّد صلى الله عليه وسلم

إلى منارة العلم الإمام المصطفى، إلى الأمي الذي علم المتعلمين، إلى سيد الخلق

رسولنا الكريم سيدنا مُحَمَّد ﷺ

إلى الينبوع الذي لا يمل من العطاء، إلى من حاكت سعادتي بخيوط منسوجة

من قلبها إلى أُمي الحبيبة صديقة دري أحبك

إلى من سعى و شقي لأنعم بالراحة و الهناء الذي وفر لي كل شيء و لم ييخل بشيء من أجل وصولي لطريق النجاح إلى الذي علمني أن أرتقي سلم الحياة بحكمة و صبر إلى والدي الحبيب سندي في الحياة أحبك

إلى من حبهم يجري في عروقي و ذكراهم تضيء فؤادي

إخواني مُحَمَّد إسلام، عبد الرحمان ، خالد و عمر حفظكم الله جميعا

إلى عائلتي الكبيرة تحياتي إليكم

إلى جدي وجدتي أطال الله في عمركم و بارك الله فيه

إلى الأصدقاء والأحباء الذين ينتظرون تخرجي بكل فرح

شكرا لجميع المعلمين و الأساتذة الذين لم ييخلوا علي بشيء

أهديكم جميعكم نجاحي و تخرجي و ثمرة تعبي

و أخيرا تخرجنا و أخيرا ترفع القبة احتراما للعلم و سنين الدراسة التي مضت.

بدوده خديجة

إهداء

قال رسول الله - ﷺ - "من لا يشكر الناس لا يشكر الله"

وغني عن البيان ، من الواضح أنني أشكر إخوتي وأخواتي على دعمهم الذي لا بديل له وغير المشروط. كانوا هناك لتبديد الشكوك وتبادل الأفراح، على الرغم من كل التواطؤ والتفاهم الذي يوحدنا ، لم أستطع أبداً التعبير عن الاحترام والحب الذي أحمله لكم، ودعائكم وتشجيعكم ودعمكم كانت دائما مفيدة لي أشكركم من صميم القلب.

إلى أمي العزيزة: هناك العديد من العبارات ، مهما كانت معبرة إلا أنك لقد ملأتني بخنانك وعاطفتك طوال رحلتي. لم تتوقف أبداً عن تدعيمي وتشجيعي طوال سنوات دراستي ، كنت دائماً بجانبني لتواسيني عند الحاجة، أتمنى أن يمنحك الله الصحة والسعادة والعمر المديد .

إلى والدي العزيز: الكثير من الجمل والتعبيرات ، مهما كانت بليغة ، لا يمكنها التعبير عن امتناني. نصيحتك دائما هي التي وجهت خطواتي نحو النجاح. صبرك اللامتناهي وتفهمك وتشجيعك هي بالنسبة لي الدعم الذي لا غنى عنه. حفظك الله تعالى ، وأرسلك الصحة والسعادة ، وراحة البال ، ويحميك من المنكرات. إلى عائلتي الكبيرة: عماتي وأعمامي وخالاتي وأخوالي وأجدادي وجداتي إلى أبناء أخي و أختي (أحمد نزار وأحمد يوسف وماريا).

أهديها إلى جميع أصدقائي وأحبتي

إلى جميع الأساتذة والمعلمين و الدكاترة الذين تبعوني طوال مسيرتي المدرسية وهم ما سمحوا لي بذلك للنجاح في دراستي.



Remerciements

Reconnaissance et merci à Dieu, notre Créateur, qui nous a donné le succès Terminez cet humble travail. Nous remercions notre professeur

Superviseur M.Bin Sayed Khaled pour ses conseils et ses orientations dans la mise en œuvre de ce travail.

Nous aimerions aussi parler de Sincères remerciements à tous Les enseignants qui ont contribué à la réalisation de nos études en particulier Nous tenons également à remercier tout le monde Ceux qui ont contribué directement ou indirectement à ce travail, en particulier nos parents et collègues.

ملخص

القياسات الحيوية هي علم تحديد هوية الشخص بناءً على التعرف على خصائصه الفسيولوجية والسلوكية. أنظمة القياسات الحيوية أحادية النمط التي تستخدم طريقة واحدة لها قيود معينة مثل عدم الشمولية ، ونقص الفردية وقابلية العبث. لمعالجة هذه المشاكل مع تحسين أداء التعرف ، يتم الجمع بين المعلومات من مصادر القياسات الحيوية المختلفة وبالتالي تشكيل نظام القياسات الحيوية متعدد الوسائط. في هذه الأطروحة ، نظرنا في الطريقة الأكثر استخدامًا من حيث الحصة السوقية للقياسات الحيوية الدولية ، وهي وريد الاصبع .

بعد تقديم أحدث ما توصلت إليه كل تقنية ، قمنا بتطوير نظام بيو ميري متعدد الأوجه حيث قمنا فيه باستخدام خوارزمية ResNet لاستخراج الخصائص المميزة ، و استعمال SVM من أجل المقارنة.

كلمات مفتاحية: la veine du doigt ، النظام البيو ميري SVM•KNN.

Abstract

Biometrics is the science of identifying a person based on recognition of their physiological / behavioral characteristics. Single-mode biometric systems that use a single method have certain limitations such as lack of comprehensiveness, lack of individuality and tamper ability. To address these problems while improving recognition performance, information from different biometric sources is combined thus forming a multimodal biometric system. In this thesis, we have considered the most widely used method in terms of market share of international biometrics, the finger vein.

After introducing the latest in each technology, we developed a multi-faceted biometric system in which we used the ResNet algorithm to extract the characteristics, and we used SVM for comparison.

Keywords: finger vein (FVR), Biometric system KNN, SVM.

Résumé

La biométrie est la science qui permet d'identifier une personne sur la base de la reconnaissance de ses caractéristiques physiologiques / comportementales. Les systèmes biométriques unimodaux qui utilisent une méthode unique présentent certaines limites telles que le manque d'exhaustivité, le manque d'individualité et la possibilité de falsification. Pour résoudre ces problèmes tout en améliorant les performances de reconnaissance, les informations provenant de différentes sources biométriques sont combinées, formant ainsi un système biométrique multimodal. Dans cette thèse, nous avons considéré la méthode la plus utilisée en termes de part de marché de la biométrie internationale, la veine du doigt.

Après avoir introduit les dernières technologies de chaque technologie, Nous avons développé un système biométrique à multiples facettes dans lequel nous avons utilisé l'algorithme ResNet pour extraire les caractéristiques, et nous avons utilisé SVM pour la comparaison.

Mots-clés : la veine du doigt (FVR), le système biométrique, SVM, KNN.

Table des matières

Introduction générale

Chapitre I: Généralités sur la Multi Biométrie

I.1.Introduction:.....	3
I. 2 .La Biométrie :.....	3
I. 3 .Les Modalités biométriques :.....	3
I.4 .Système biométriques :.....	4
I.4.1 .Les processus de biométrie:.....	5
A.Module de capteur:.....	5
B.Module d'extraction de caractéristiques:.....	5
C.Module de Comparaison :.....	5
D.Module de décision:.....	6
I.5 Biométrie multimodale:.....	6
I.5 .1 Définition de la biométrie multimodale :.....	6
I.5 .2 Différents systèmes multimodaux :.....	6
A.Multi-échantillons :.....	7
B.Multicapteurs:.....	7
C.Multi-algorithmes:.....	7
D.Multi-instances :.....	7
E.Multi-biométries :.....	7
I.5 3 .Architecture d'un système multimodal :.....	7
I.6 : Niveaux de fusion de données:.....	9
a) Avant comparaison:.....	9
1) La fusion au niveau capteur (aux niveaux donnés):.....	9
2). La fusion au niveau des caractéristiques:.....	10
b) Après la comparaison:.....	10

3. La fusion au niveau des scores:.....	11
4. La fusion au niveau décision:.....	11
I.7 conclusion:.....	11
Chapitre II:Transférer Les Fonctionnalités d'apprentissage	
II.1 Introduction:.....	13
II. 2 la brève histoire du développement des CNN classiques :.....	13
1) Signification de ResNet :.....	16
2) ResNet-18 :.....	16
3) Architecture réseau ResNet-18:.....	17
4) Structure du réseau :.....	19
5) Classification :.....	20
A)KNN:.....	20
B). SVM :.....	20
II. 5 Conclusion :.....	21
Chapitre III: Résultat Et Discussion	
III. 1 Introduction :.....	22
III. 2.Système de reconnaissance par doigt veineux:	22
III.3 Évaluation de la performance du système biométrique :.....	23
III.3.1 Évaluation des systèmes biométrie :.....	23
III.3.1.1 Performance :.....	24
III.3.1.1 .1 Taux d'erreurs de systèmes d'authentification :.....	24
A.Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR):.....	24
B.Taux de fausses acceptations (false acceptante rate, FAR):.....	24
C.Taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER):.....	25
D.ROR/RPR:	26
III.3.2 Les courbes de performance:.....	26

III.3.2.1 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic curve):.....	26
III. 3.2.2 Courbe CMC (Courbe Caractéristique de Match Cumulative):.....	26
III. 4. Système proposé :.....	27
III.5 Résultats :.....	28
A) Basée donnée:.....	28
B) Protocole :.....	28
❖ Enrôlement :.....	29
❖ Reconnaissance (test.):.....	29
C) Résultats :.....	29
3) Les résultats du système à uni modal :.....	29
• SVM :.....	29
✓ Comparaison entre le tableau III. 1 et tableau III. 2:.....	30
• KNN:.....	31
✓ Comparaison entre le tableau III.4 et le tableau III.5:.....	32
✓ Comparaison entre le tableau III.6 et le tableau III.3:.....	32
4) Les Résultat du système multimodal :.....	33
✓ Comparaison total entre tous les tableaux:.....	36
III.6 Conclusion :.....	36
Conclusion générale:	39
Références:	40

Liste des Tableaux

Chapitre II: Transférer Les Fonctionnalités d'apprentissage

Tableau. II. 1: l'architecture du réseau de ResNet-18.....18

Chapitre III: Résultat Et Discussion

Tableau III.1: performance du système à uni modal pour l'image en niveaux de gris.....29

Tableau. III. 2:Performance du système à uni-modale pour l'image en couleur.....30

Tableau III. 3 : Performance du système de modèle modal unique pour l'image en niveaux de gris et l'image couleur.....30

Tableau. III. 4: Performance du système à uni-modale pour l'image en niveaux de gris.....31

Tableau. III. 5: Performance du système à uni-modale pour l'image en couleur.....31

Tableau. III. 6: Performance du système à uni-modale pour l'image en niveaux de gris et image en couleur.....32

Tableau. III. 7: Performance du système à modèle unique pour l'image en niveaux de gris et image en couleur.....32

Tableau. III. 8: Performance du système de multimodal (Indice - Milieu).....34

Tableau. III. 9 : performance du système de multimodale (Indice – Bague).....34

Tableau.III.10:Performance du système de multi-modèle (Bague – milieu).....35

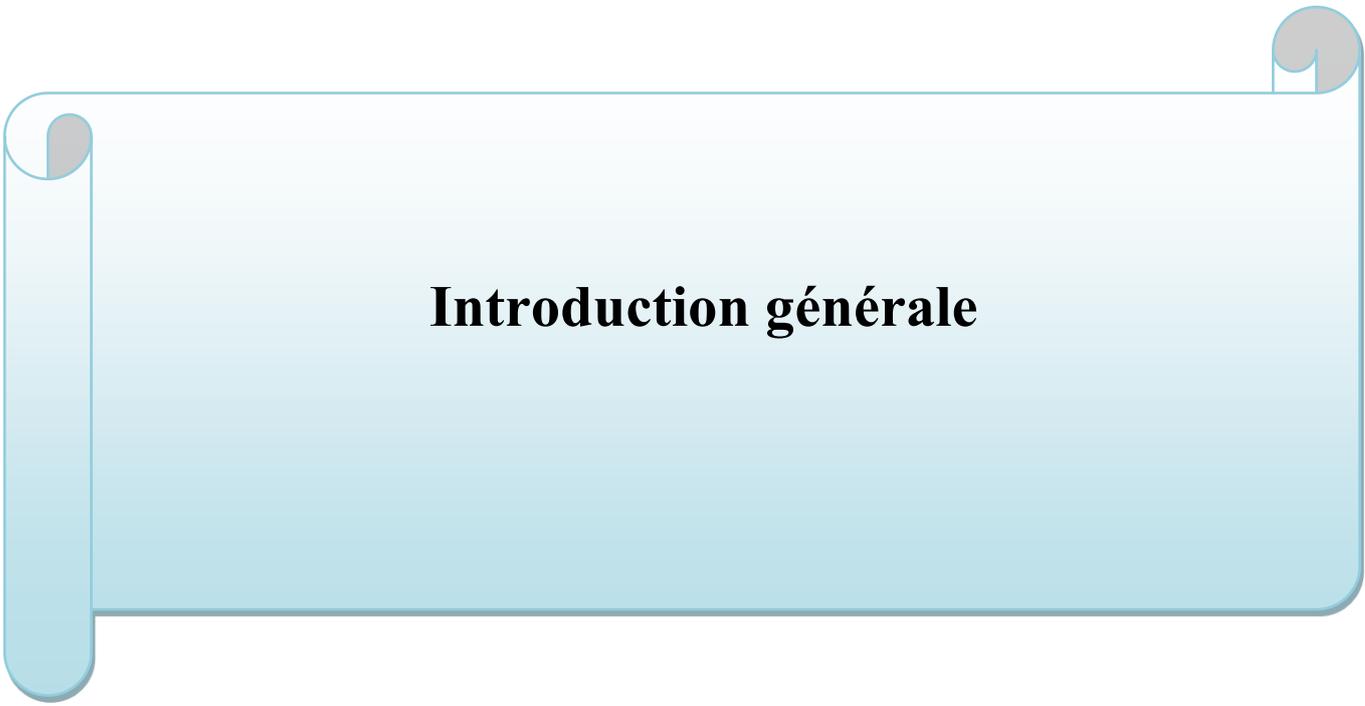
Tableau.III.11 : Performance du système de multi-modèle (tous Les Doigts).....35

Tableau. III. 12: Performance du système de multi-modèle.....36

Liste des Figures	
Chapitre I: Généralités sur la Multi Biométrie	
Fig. I. 1: Modalités biométriques.....	4
Fig.I.2: Système biométrique.....	5
Fig. I.3: Les différents systèmes multimodaux.....	6
Fig. I. 4: Architecture de fusion en parallèle.....	8
Fig. I.5: Architecture de fusion en série.....	8
Fig. I.6.: Les différents niveaux de fusion.....	9
Fig. I. 7: fusion au niveau capteur.....	10
Fig. I. 8: Fusion au niveau des caractéristiques.....	10
Fig. I. 9 : Fusion au niveau des scores.....	11
Fig. I.10 : Fusion au niveau décision.....	11
Chapitre II: Transférer Les Fonctionnalités d'apprentissage	
Fig. II.1 : chronologie des CNN classiques pour les tâches de classification.....	13
Fig. II. 2: le bloc résiduel	16
Fig. II. 3 : la structure du réseau de ResNet-18.....	17
Chapitre III: Résultat Et Discussion	
Fig. III. 1: Un scanner de veine de doigt.....	23
Fig. III. 2: Aspects de l' 'évaluation des systèmes biométriques.....	23
Fig. III. 3 : Représentation du taux de vraisemblance d'utilisateurs légitimes ainsi que d'imposteurs sur un système d'authentification biométrique (dont le système de comparaison est basé sur un calcul de similarité).....	25
Fig.III.4: Graphe démonstratif de l'EER	25
Fig.III.5.: Courbe ROC.....	26
Fig. III 6: Courbe CMC.....	27
Fig. III. 7: Le proposé pour la reconnaissance des veines doigts.....	28

Liste des abréviations

AND	Acide Désoxyribose Nucléique
CMC	Courbes de Score de Match Cumulé
CNN	Réseau De Neurones Cellulaires
EER	Taux d'erreur égal
FAR	Taux De Fausses Acceptations
FRR	Taux De Faux Rejets
FVR	Reconnaissance Des Veines Des Doigts
KNN	K - Les Voisins Les Plus Proches
MAX	Maximum
MIN	Minimum
ROC	Caractéristique De Fonctionnement Du Récepteur
ROR	Reconnaissance De Premier Rang
RPR	Rang De Reconnaissance Parfaite
SUM	Somme
SVM	Machine à Vecteur de Soutien



Introduction générale

Introduction générale

Actuellement, la biométrie est devenue l'une des technologies les plus pertinentes utilisées dans les technologies de la sécurité de l'information (TI). Cette technologie fournit non seulement un mécanisme pour protéger les actifs, mais garantit également que la personne qui souhaite y accéder est la véritable personne autorisée. La biométrie est une méthode d'authentification qui utilise les empreintes digitales, le balayage du visage et de l'iris, ou la reconnaissance vocale pour identifier les utilisateurs... etc.

La biométrie unie modale et multimodale est étudiée à l'aide de la méthode biométrique, qui présente des limites en termes de performance, d'exhaustivité et de détection des fraudes. Il existe deux types de systèmes biométriques, uni modale et multimodal. Les systèmes biométriques uni modales permettent l'identification d'une personne à l'aide d'une seule méthode biométrique, mais ne sont pas couverts par une identification correcte avec certitude. Par conséquent, il utilise une biométrie multimodale qui combine de nombreuses méthodes biométriques différentes, une augmentation de la quantité d'informations pour chaque personne et ceci pour améliorer les performances de reconnaissance.

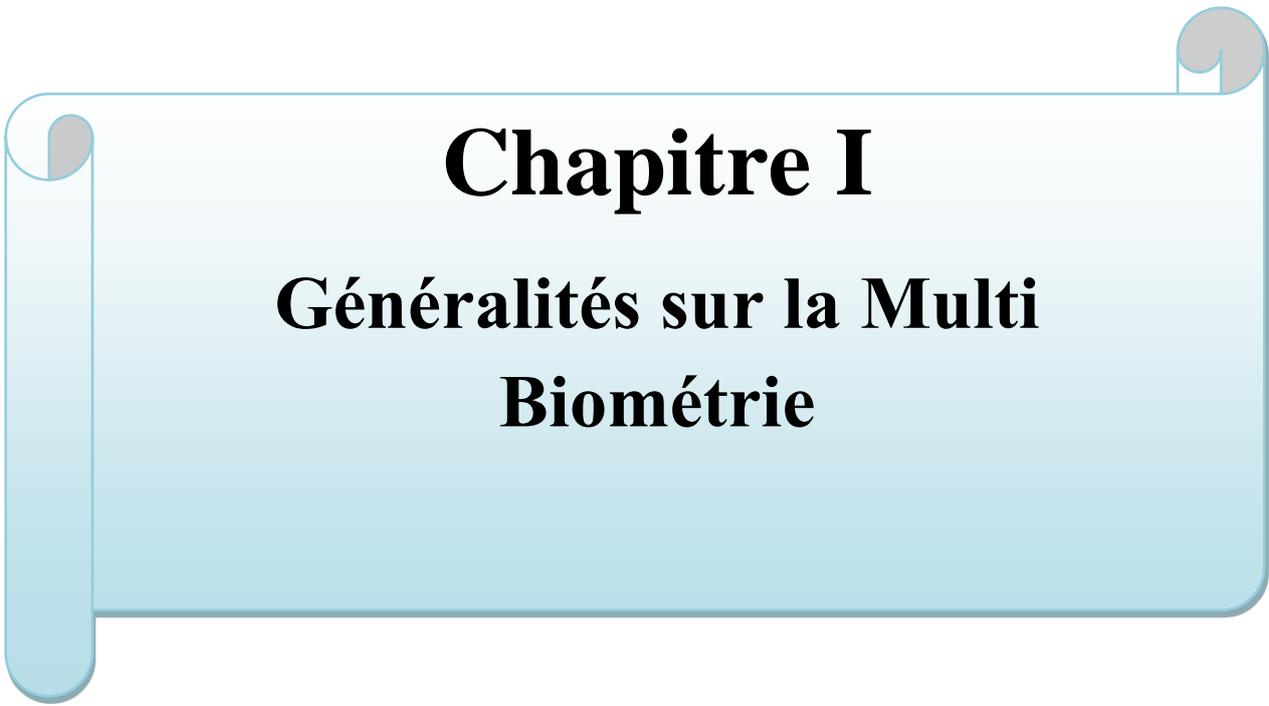
Dans cette optique, un de ces systèmes a été choisi pour être étudié, qui est le système qui utilise RVF (reconnaissance des veines des doigts) comme Fonction d'identification biométrique. Cette méthode a été choisie en fonction beaucoup de grands avantages et c'est une technique acceptable pour les particuliers, Simple et facile à utiliser. Enfin, tous les doigts (Indice-Milieu-Bague) sont combinés pour créer un système biométrique robuste et précis. Nous mémoire de fin de deuxième cycle Introduction générale ce travail portera sur l'étude du système complet d'identification par RVF comme une caractéristique biométrique.

Les images normalisées et améliorées des veines des doigts de la configuration d'imagerie représentent le réseau vasculaire avec épaisseur variable, clarté et ambiguïté sur les imperfections/connexions topologiques. L'extraction des caractéristiques des veines des doigts utilisant un suivi de ligne répété et une courbure maximale ont été suggérées avec résultats prometteurs. Dans cette mémoire, nous développons systématiquement une nouvelle approche pour l'extraction des caractéristiques du veineuse du doigt à l'aide de méthode transfert apprentissage ResNet. De plus, nous utilisant KNN et SVM de l'étape comparaisant.

Ainsi, dans le premier chapitre, nous avons présenté la biométrie, les mesures de performance couramment utilisées pour évaluer les systèmes biométriques, ainsi que les dernières technologies multimédias.

✓ Dans le deuxième chapitre, nous donnons un aperçu de la brève histoire du développement des CNN classiques, et nous apprenons les méthodes de reconnaissance des veines et des veines des doigts 2D et 3D basées sur l'apprentissage en profondeur par ResNet-18.

✓ le troisième chapitre est consacré à la reconnaissance des veines des doigts. Deux méthodes d'extraction des détails ont été présentées, à savoir la méthode basée sur le système à uni-modale et le système multimodale.



Chapitre I
Généralités sur la Multi
Biométrie

I.1. Introduction:

Chacun de nous dans ce monde a des spécialités qui lui appartiennent seules, qu'il ou elle peut garder pour lui-même ou les partager avec les autres.

Aujourd'hui, la majorité des entreprises, sites web ou autres, protègent leurs données sensibles et privées, afin de ne pas être volées ou piratées. Nous trouvons qu'il demande à tout visiteur de s'identifier, comme fournir son identité personnelle ou fournir son nom et son nom de famille. Et ainsi de suite.

Mais à notre époque, les chercheurs ont développé et livré de bien meilleures techniques dans les systèmes biométriques.

Dans ce chapitre, nous fournissons quelques informations de base liées à la biométrie, nous examinerons également les biotechnologies que les gens utilisent dans leur vie quotidienne, les technologies les plus utilisées et qui sont déjà en place, et nous saurons à quel point elles sont fiables.

I. 2 .La Biométries :

La biométrie est une opération permettant de vérifier l'identité d'une personne sur la base de critères morphologiques, caractéristiques biologiques et comportementales du corps humain (empreinte digitale, visage, iris..., etc.), ou d'une autre manière, il permet l'identification ou l'authentification d'une personne sur la base de données reconnaissables et vérifiables qui lui sont propres.

La biométrie est dérivée des mots grecs, composés de deux parties (« bio » signifie vie et « métrique » signifie mesurer), à savoir que la biométrie consiste à mesurer automatiquement caractéristiques personnelles.[1]

I. 3 .Les Modalités biométriques :

Ces appareils utilisent des méthodes de vérification automatisées pour identifier une personne qui sont:

Visage, son, iris, forme de l'oreille, méthode de marche, ADN, empreinte digitale, écriture, signature.

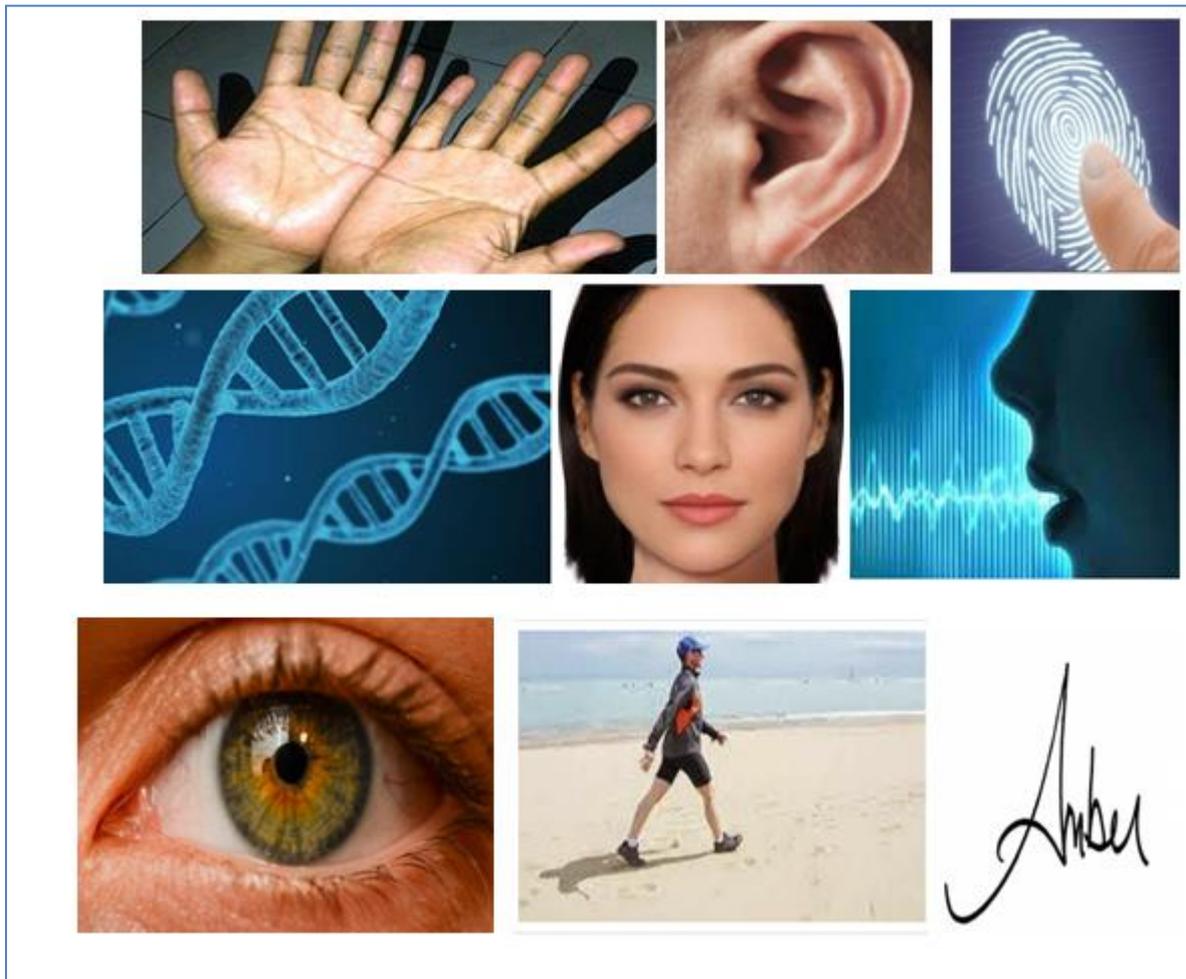


Fig. I. 1: Modalités biométriques

I.4 .Système biométriques :

De manière générale, un système biométrique est un système de mesure automatique basé sur l'identification des caractéristiques spécifiques d'une personne : corps ou comportement. Basée sur l'analyse des données relatives aux individus, elle peut être divisée en trois catégories : l'analyse morphologique, l'analyse de traces biologiques et l'analyse comportementale [2]

I.4.1 .Les processus de biométrie:

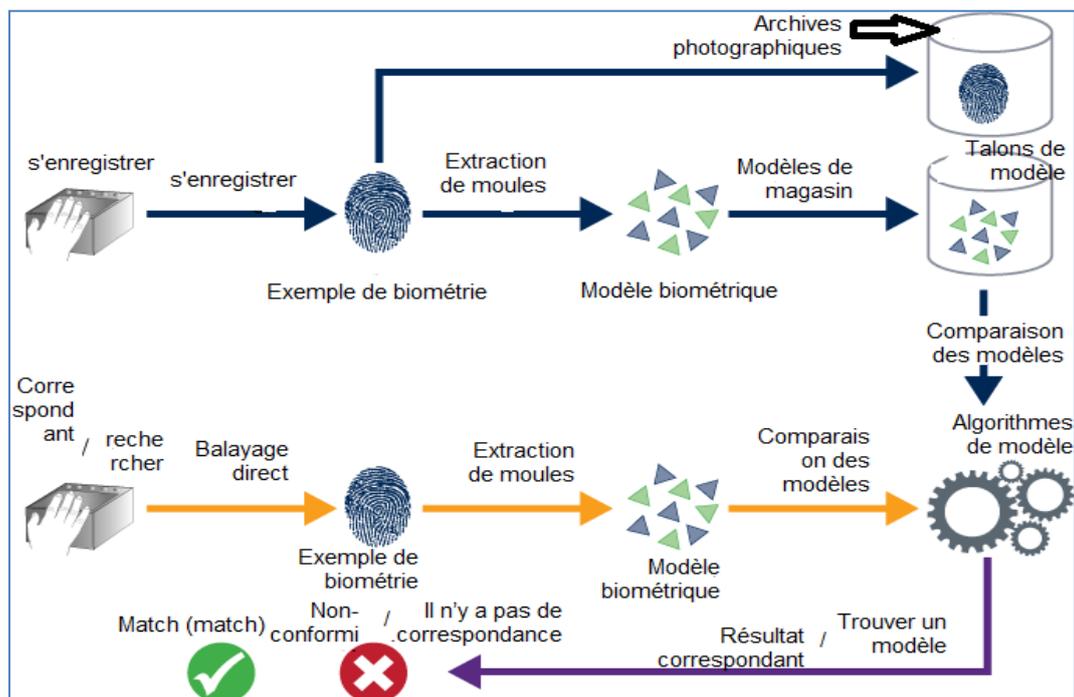


Fig.I.2: Système biométrique

A. Module de capteur:

Responsable de l'obtention de données biométriques personnelles (peut être des caméras, des lecteurs d'empreintes digitales, des caméras de sécurité, etc.).[3]

B. Module d'extraction de caractéristiques:

Afin de produire un modèle numérique, les moules doivent être extraits, et c'est après que les signaux sont traités pour les échantillons biométriques bruts. Après le processus de contrainte, les modèles sont créés et stockés jusqu'à ce que le temps soit gagné lors du traitement pour une comparaison future. Chaque cas est comparé à l'aide de calculs d'algorithmes, et ce afin d'évaluer la similitude ou la différence entre eux.

Après la comparaison, le degré de conformité est déterminé. Si le score de correspondance est supérieur à la limite précédemment définie ici, l'appareil exprime que les modèles sont identiques. [4]

C. Module de Comparaison :

L'algorithme d'extraction biométrique est différent et comparé à d'autres algorithmes. Ils sont également considérés comme confidentiels entre eux. Par conséquent, ils ne sont pas utilisés

avec des modèles fournis par différents fournisseurs dans le même système (Par exemple, comparer des moules créés par différents produits, ou utiliser un algorithme identique d'une entreprise pour comparer des moules créés par des algorithmes d'une autre entreprise).[4]

D. Module de décision:

Vérifiez l'identité déclarée de l'utilisateur ou déterminez l'identité de l'individu en fonction du degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le modèle stocké. [3]

I.5 Biométrie multimodale:

I.5 .1 Définition de la biométrie multimodale :

La biométrie multimodale est la combinaison de plusieurs catégories biométriques différentes, augmentant ainsi la quantité d'informations discriminatoires de chaque personne et ceci pour améliorer la performance de reconnaissance. [5]

I.5 .2 Différents systèmes multimodaux :

Nous pouvons différencier 5 types de systèmes multimodaux en fonction des systèmes combinés [6]:

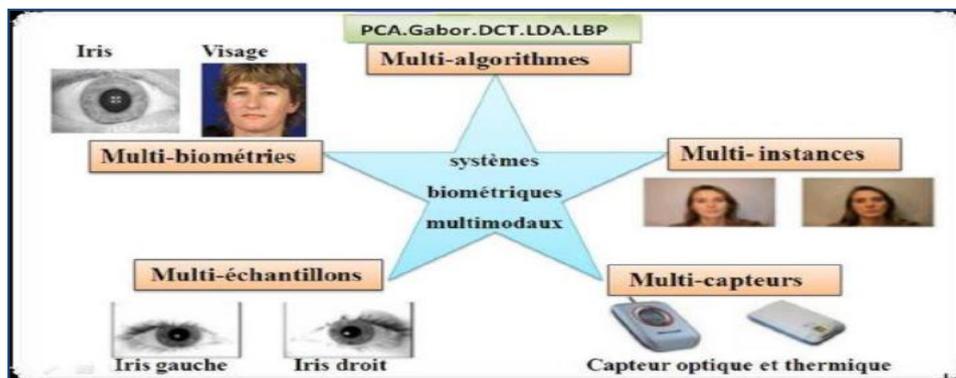


Fig. I.3: Les différents systèmes multimodaux.

A. Multi-échantillons :

N Vous pouvez utiliser un capteur unique pour acquérir différents échantillons de la même section biométrique afin de prendre en compte les variations pouvant survenir dans cet étirement ou pour obtenir une représentation plus complète du caractère sous-jacent. Par

exemple, un système de reconnaissance faciale peut acquérir (et enregistrer) le profil avant du visage d'une personne, ainsi que les profils gauche et droit pour prendre en compte les variations d'installation du visage. [7]

B. Multi-capteurs:

Dans ces systèmes, la même caractéristique biométrique est analysée par plusieurs capteurs pour dessiner diverses informations à partir d'enregistrement d'images. Par exemple, un système peut enregistrer le contenu de la texture faciale d'une personne avec une caméra CCD et la forme de la surface 3D de la face avec une autre gamme de capteurs pour continuer à être reconnu. Dans ce cas, il s'agit de l'introduction de capteurs 3D pour mesurer la variation de la surface de la face, responsable de l'augmentation du coût du système biométrique multimodal. [7]

C. Multi-algorithmes :

Dans ces systèmes, les mêmes données biométriques sont traitées sur différents algorithmes. Par exemple, les algorithmes d'analyse de la structure et des manuels peuvent traiter la même image des empreintes digitales pour extraire diverses fonctions pouvant améliorer les performances du système. [6].

D. Multi-instances :

Ces systèmes utilisent simplement plusieurs cas de même propriété biométrique. Par exemple, l'iris de gauche et les droits d'une personne peuvent être utilisés pour contrôler leur identité. . [7]

E. Multi-biométries :

Les systèmes multi-biométriques (ou multiplication) utilisent des informations provenant de diverses modalités biométriques différentes combinées pour la réalisation de la reconnaissance des individus. [6]

I.5 3 .Architecture d'un système multimodal :

Le système multimodal combine plusieurs systèmes biométriques et Par conséquent, plusieurs données doivent être collectées et traitées. Acquisition et Le traitement peut se faire en continu, on dit alors architecture série, ou En parallèle, nous avons parlé d'architecture parallèle.

En fait, la différence entre un système multimodal en série et un système Le parallélisme multimodal consiste à obtenir des scores de similarité à la fin Chaque acquisition (fusion en série) ou avant toutes acquisitions Prendre une décision (fusion parallèle). [8]

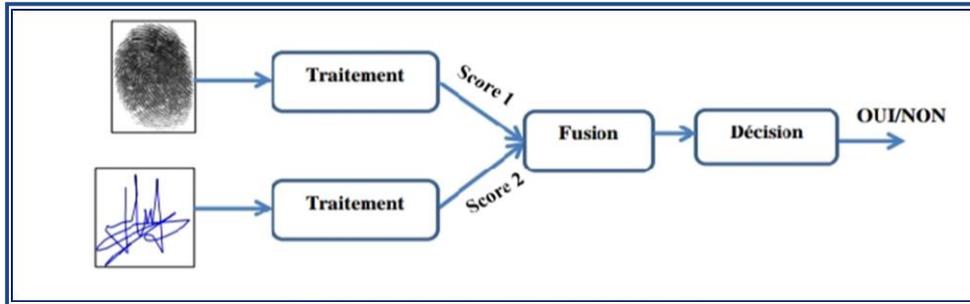


Fig. I. 4:Architecture de fusion en parallèle

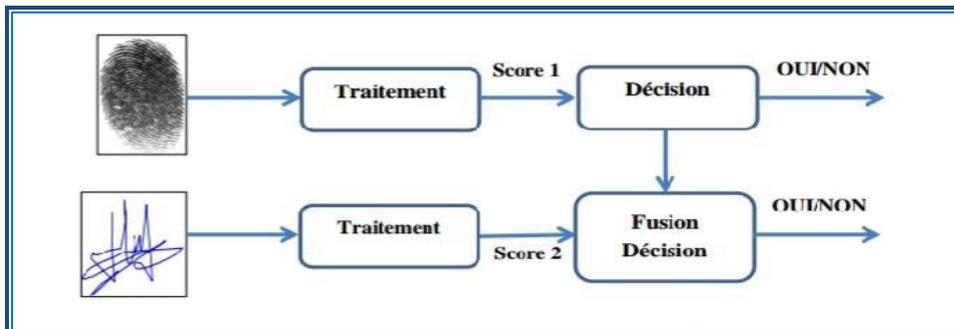


Fig. I.5:Architecture de fusion en série.

L'architecture parallèle (Fig. I.4) est la plus couramment utilisée car elle permet l'utilisation de Toutes les informations disponibles, améliorant ainsi les performances du système. Dans Cependant, la collecte et le traitement d'une grande quantité de données biométriques sont Les coûts de temps et de matériel sont élevés, et cela réduit le confort de l'utilisateur. C'est pourquoi Dans certaines applications, l'architecture série (Fig. I.5) peut être le premier choix Par exemple, si vous utilisez la multi modalité pour proposer des alternatives à ceux qui ne soutiennent pas Impossible d'utiliser les empreintes digitales. . [8]

I.6 : Niveaux de fusion de données :

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut être réalisée à quatre niveaux différents : au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau du score ou au niveau de la décision. Les quatre niveaux d'intégration peuvent être divisés en deux sous-ensembles. [9]

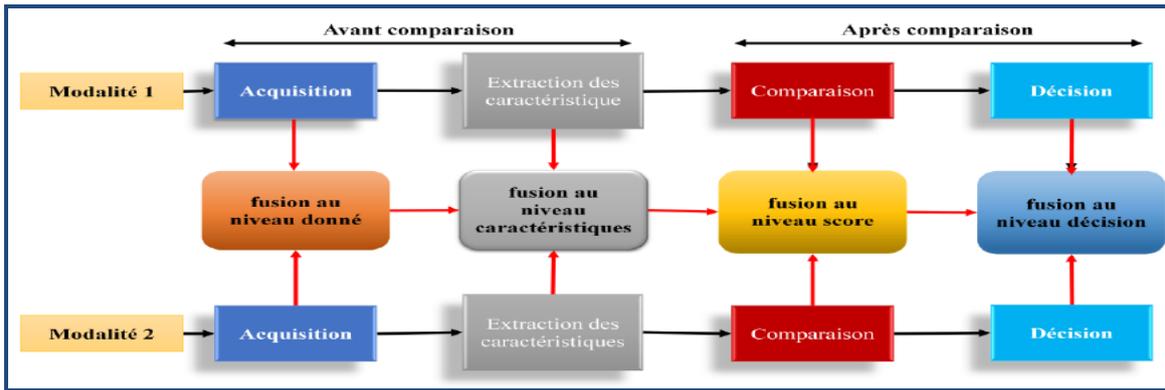


Fig. I.6.: Les différents niveaux de fusion.

a) Avant comparaison :

Fusion d'informations de plusieurs données biométriques correspondant au niveau du capteur (image d'origine) ou au niveau de caractéristiques extraites par le module d'extraction de caractéristiques. Ce type de fusion nécessite l'homogénéité des données. [9]

1) La fusion au niveau capteur (aux niveaux donnés) :

Les données brutes des capteurs sont combinées par fusion au niveau des capteurs. Ce n'est que lorsque les différentes captures sont des instances d'une même biométrie obtenues à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs instances d'une même biométrie obtenues à partir d'un même capteur, qu'elles peuvent être combinées au niveau des capteurs. [9]

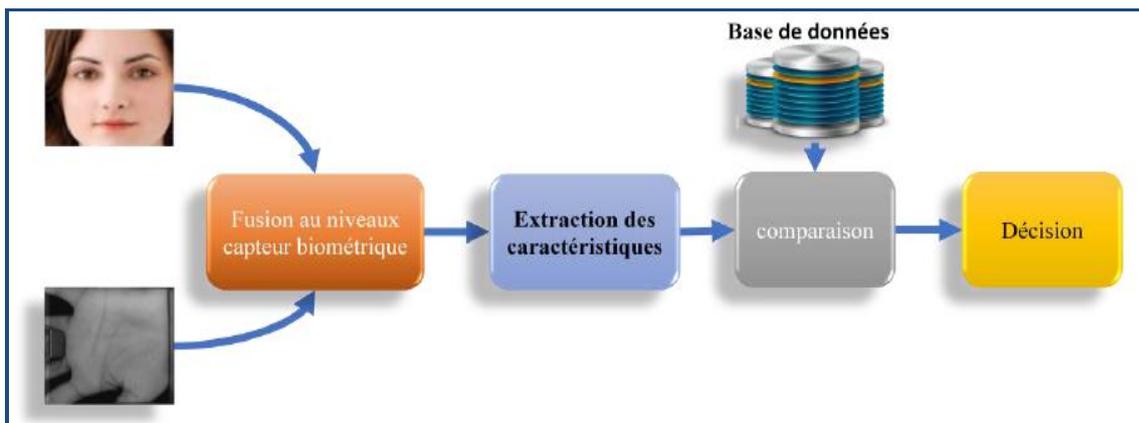


Fig. I. 7: fusion au niveau capteur.

2). La fusion au niveau des caractéristiques :

Fusion de vecteurs distincts de caractéristiques collectés à partir d'une des sources suivantes : de nombreux capteurs d'un même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, de nombreuses unités d'un même trait biométrique, voire plusieurs caractéristiques biométriques. [9]

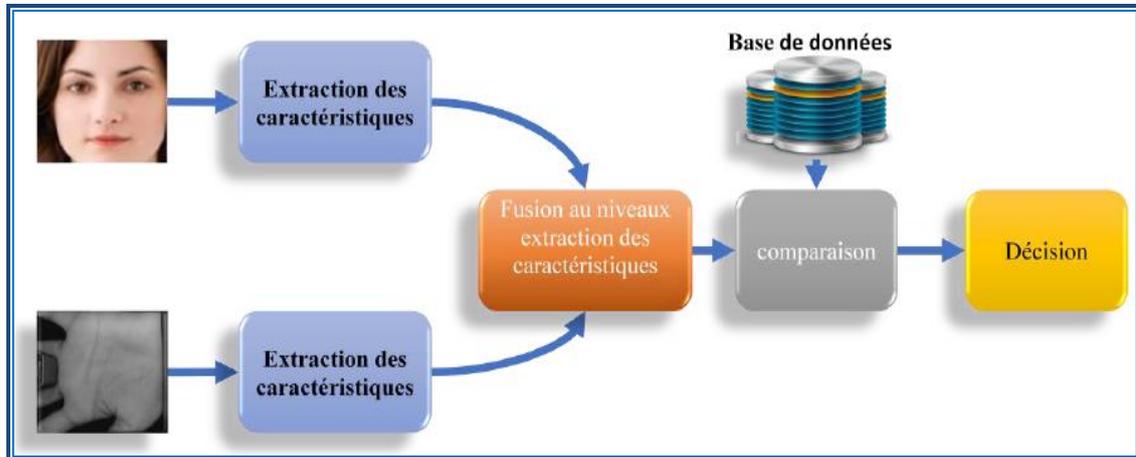


Fig. I. 8:Fusion au niveau des caractéristiques.

b) Après la comparaison :

Le mode d'intégration de l'information après l'étape de classification ou de comparaison peut être divisé en quatre catégories : fusion au niveau du score et fusion au niveau de la décision. [10]

3. La fusion au niveau des scores :

Les scores (correspondance) des modules de comparaison fournissent les informations les plus détaillées sur le modèle d'entrée. En effet, la fusion de niveau de score offre le compromis optimal entre la quantité de données et la facilité avec laquelle elle peut être mise en œuvre. Il est également assez simple de récupérer et d'agréger les résultats des nombreux modules de comparaison. En conséquence, l'intégration des données devient de plus en plus importante. [10]

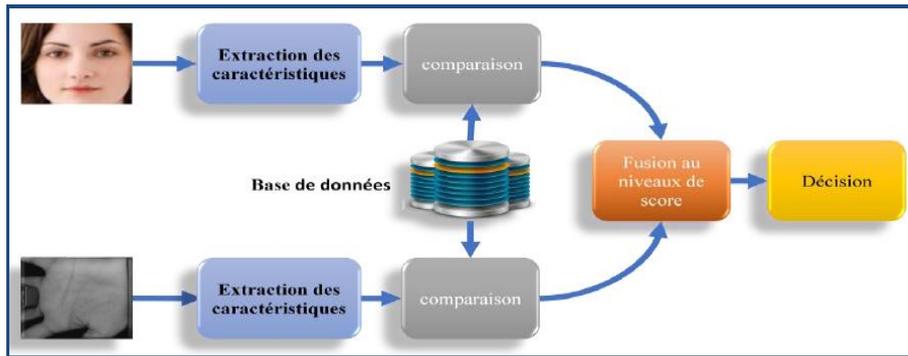


Fig. I. 9 : Fusion au niveau des scores.

4. La fusion au niveau décision :

Les résultats des modules de décisions associées aux différentes modalités sont combinés pour produire une seule décision finale. [10]

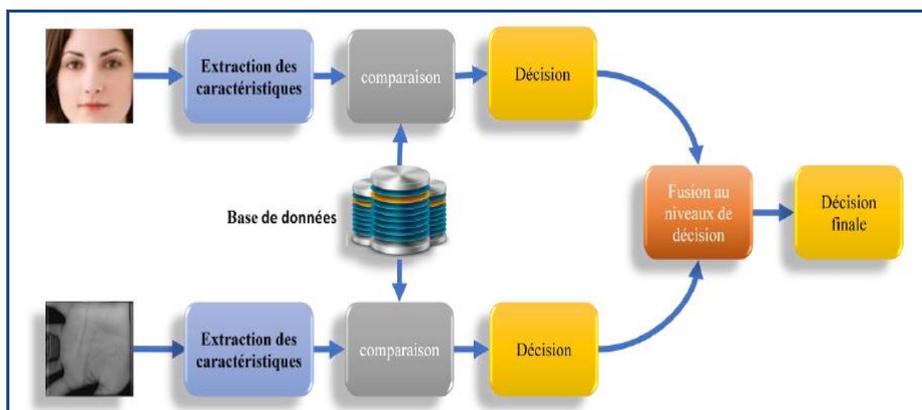


Fig. I.10 : Fusion au niveau décision.

I.7 conclusion :

Dans ce chapitre nous avons donné une présentation générale de la multi biométrie et ses différentes modalités utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification des personnes,. Nous avons défini le système biométrique et son mode de fonctionnement, les types de systèmes biométriques Nous avons ensuite présenté la biométrie multimodale qui est le domaine d'étude de ce mémoire. Enfin nous avons étudié la fusion et ses différents niveaux pour obtenir un système multimodal nous avons basé sur la fusion au niveau de données de capteurs.

Chapitre II

**Transférer Les Fonctionnalités
d'apprentissage**

II.1 Introduction:

L'authentification personnelle est devenue un service social essentiel et la technologie biométrique est considérée comme l'une des solutions les plus efficaces pour l'authentification personnelle et la reconnaissance des personnes. Un réseau de neurones convolution (CNN) est l'une des branches les plus importantes de la technologie d'apprentissage en profondeur, et il a été largement utilisé dans diverses tâches de traitement d'images et de vision par ordinateur, telles que la détection de cibles, la segmentation sémantique et la reconnaissance de formes. Pour les technologies biométriques basées sur l'image, CNN est la technologie d'apprentissage en profondeur la plus populaire. Jusqu'à présent, de nombreux CNN classiques ont été proposés et des résultats remarquables ont été obtenus dans de nombreuses tâches de reconnaissance. À l'avenir, avec le développement rapide des CNN, la précision de reconnaissance des nouveaux CNN sera constamment améliorée. On peut s'attendre à ce que les CNN deviennent l'une des technologies de reconnaissance des veines des doigts les plus importantes. Ce chapitre évalue les performances du réseau profond résiduel de ResNet dans la reconnaissance des veines des doigts.

II. 2 la brève histoire du développement des CNN classiques :

Fig1. Montre la chronologie des événements dans l'historique de développement des CNN classiques pour les tâches de classification des images.

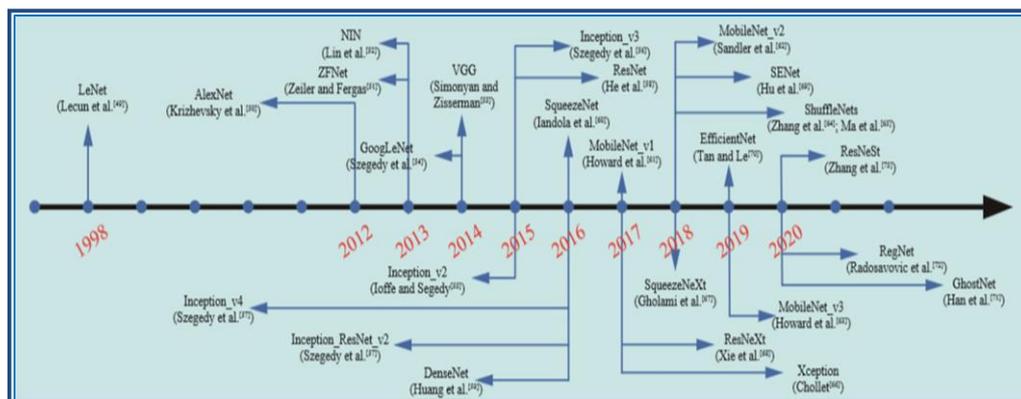


Fig. II.1 : chronologie des CNN classiques pour les tâches de classification

L'évolution de CNN classique a passé sur plusieurs dates de temps, et c'est dans le but de classifier les images. En 1998, le premier CNN Le Net a été proposé par Licorne et coll.

En 2012, le deuxième réseau Alex Net a été proposé par le scientifique hantons et avec l'aide de son élève Kerievsky, qui les a conduits à remporter le Challenge ILSVRC 2012.

Alex Net a été très actif en 2012 à cause de certaines des choses complexes et floues ont été comprend dans CNN, ce qui a conduit à son fonctionnement continu, et ceci pour le développement de CNN.

En 2013, des réseaux Z et NIN ont été proposés. ZFNet a été proposé par Zeiler et Fergus chercheurs, qui a effectué l'imagerie visuelle avancée grâce à la technologie moderne. Cela les a amenés à savoir ce que chaque couche du réseau neural contenait en interne. NIN a deux contributions importantes par rapport à ZFNet qui contient plusieurs canapés de réseau neuronal. Il existe également une moyenne mondiale pour la collecte et l'utilisation de 1×1 de la couche tangente.

En 2014, un groupe d'ingénieurs optiques à Oxford a proposé un VGG qui avait deux mises à jour générales, la première utilisant une taille de noyau plus petite et la seconde utilisant un réseau plus profond. De plus, il s'agit du deuxième défi ILSVRC en 2014 par rapport à Alex Net en 2012. En 2014, le réseau le plus important de CNN était Google Inception_V1, où il a pris la première place dans l'ILSVRC Challenge.

Au fil du temps, j'ai proposé certaines versions de Google, qui sont de trois (03) exemplaires (Inception_V4, Inception_V3, Inception_V2, respectivement, en 2016 et 2017).

Il existe deux versions d'Inception_V4, qui sont également améliorées. Inception_ResNet_V1 et Inception_ResNet_V2 ont été proposés dans le même document.

En 2015, Word He et coll. a proposé ResNet et remporté l'ILSVRC Challenge pour la même année. ResNet est mieux noté et mieux que CVPR. L'émergence de ResNet est un événement important dans l'histoire de l'apprentissage profond, car ResNet a beaucoup travaillé pour l'ancien des nombreux de canapés de réseaux neuronaux.

En 2015, Mot He et coll. a proposé ResNet et remporté l'ILSVRC Challenge pour la même année. ResNet est mieux noté et mieux que CVPR. L'émergence de ResNet est un événement important dans l'histoire de l'apprentissage profond, car ResNet a beaucoup travaillé pour l'ancien des nombreux de canapés de réseaux neuronaux.

Elle a également amélioré la classification des images et d'autres tâches de vision par ordinateur. En 2016, le Dense Net a été proposé par Huang et coll. Dense Net a rompu avec la pensée typique d'approfondir l'architecture du réseau, qui est d'améliorer la performance du réseau après avoir été classé comme le meilleur article publié en 2017. Du point de vue des caractéristiques, Dense Net présente l'avantage particulier que ce réseau ne réduit pas de façon

significative la quantité de paramètres réseau seulement, ainsi que réduire le problème de disparition du gradient dans une certaine mesure, grâce à l'utilisation de fonctionnalités et de paramètres de contournement. La même année, le premier réseau Squeez Net a été proposé par le monde, Iandola et al. Depuis, d'autres réseaux importants et légers ont été proposés, tels que Squeeze Next, Xception, Shuffle Nets, Mobile Nets. Ces réseaux résolvent le problème de la mauvaise circulation de l'information afin que chaque réseau ait un rôle particulier à jouer.

Le réseau Mobile Nets utilise une stratégie point-clamp, Shuffle Net utilise une stratégie de brouillage de canal, Xception utilise une stratégie de brouillage en profondeur qui a été modifiée, et enfin le réseau Squeeze NeX fonctionne à une vitesse supérieure à la perspective matérielle. En 2017, Xie et al. ont proposé ResNeXT, un réseau qui combinait ResNet et l'innovation, le réseau ResNeXT n'a pas besoin de concevoir des détails complexes manuellement.

Il utilise la même structure topologique que chaque branche contient, dont l'essence est très réfléchissante. En 2018, la dernière mission de filtrage d'images a été remportée, SENET étant proposée par Hu et al.

Le réseau SENET se compose de compression et d'excitation, car le premier comprime le modèle et le second prédit l'importance de chaque canal. Le réseau SENET peut être relié à n'importe quel réseau afin d'améliorer les performances de reconnaissance d'image. En 2019, Efficient Net a été proposé par Google. Qui est basé sur Auto ML, ainsi que d'imiter la conflagration afin d'atteindre la précision sans compromettre l'efficacité des ressources. En 2020, CosNet, un réseau léger, a été proposé par l'équipe travaillant au hoah's Arche de Huawei, ce réseau pourrait atteindre de meilleures performances de reconnaissance d'image que Inception_V3 à un coût de calcul similaire. Certains membres de Facebook AI Research (FAIR) ont développé RegNet, qui surpasse Efficient Net tout en réussissant 5 fois les GPU les plus rapides.

Les travaux de RegNet ont introduit un nouveau modèle de conception de réseaux qui combine les avantages de la conception manuelle de réseaux avec la recherche de réseau neuronal. Il accumule également des blocs d'intérêt partiel. ResNeSt a été proposé par Zhang et al. Comme alternative au réseau. ResNeSt a de meilleures et performances que ResNet. [11]

1) Signification de ResNet :

Au fur et à mesure que le réseau s'approfondit, la précision de l'ensemble d'apprentissage diminue. Nous pouvons être sûrs que cela n'est pas dû à l'ajustement (l'ensemble d'entraînement doit être très précis en cas d'ajustement). Haute) ; Par conséquent, l'auteur propose un réseau complètement nouveau pour ce problème, appelé le réseau résiduel profond, qui permet au réseau d'aller aussi profondément que possible, et qui a introduit une architecture complètement nouvelle comme le montre la fig. II. 2

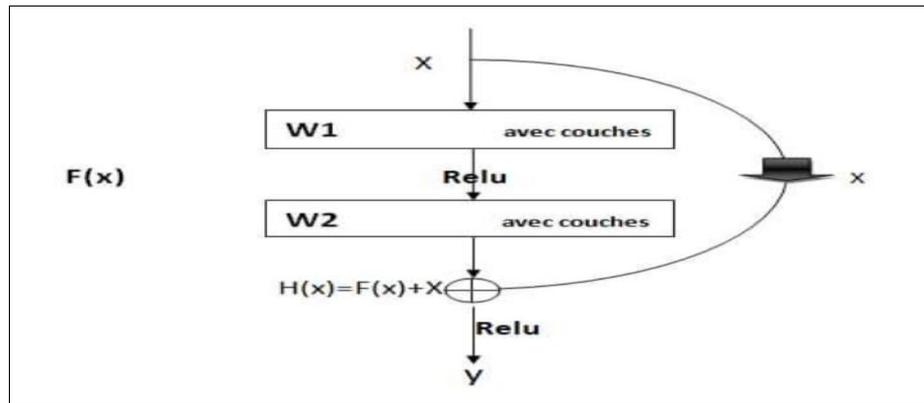


Fig. II. 2:le bloc résiduel

Théoriquement, pour le problème, "la résolution diminue avec la profondeur du réseau", ResNet propose deux options, l'identification et la cartographie résiduelle. Si le réseau atteint le niveau optimal, continuez à approfondir le réseau, la page de carte restante sera poussée à 0, ne laissant que le mappage d'identité, donc théoriquement le réseau est dans l'état optimal, et les performances du réseau ne diminueront pas avec l'augmentation de la profondeur (9). [12]

2) ResNet-18 :

Les 18 couches de ResNet18 représentent 18 couches pondérées, y compris la couche de convolution et la couche entièrement connectée, à l'exclusion de la couche de mise en commun et de la couche BN.

Le Résiduel Réseau profond (ResNet) est l'un des réseaux de neurones convolutifs (CNN) les plus populaires. Fig. II. 2, dans lesquelles les flèches courbes représentent une connexion raccourcie.

La masse restante est définie comme :

$$Y = F(X, \{W_i\}) + x \quad (\text{II.1})$$

Où x, y sont les entrées et sorties des classes considérées. La fonction $F(X, \{W_i\})$ représente l'affectation restante à Apprécié. Cette fonction W_1 et W_2 représentent respectivement la couche 1 et la couche 2 au fur et à mesure que le bloc résiduel est introduit, la dégradation causée par l'augmentation du nombre de couches dans le réseau est bien résolue par les ResNets. Au les autres ont montré que les réseaux ResNet-18 (y compris ResNet, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101 et ResNet-152, dont la principale différence est le nombre de couches réseau) sont plus performants pour la classification des images que les autres modèle CNN. Jeu de données Image Net. [12]

3) Architecture réseau ResNet-18:

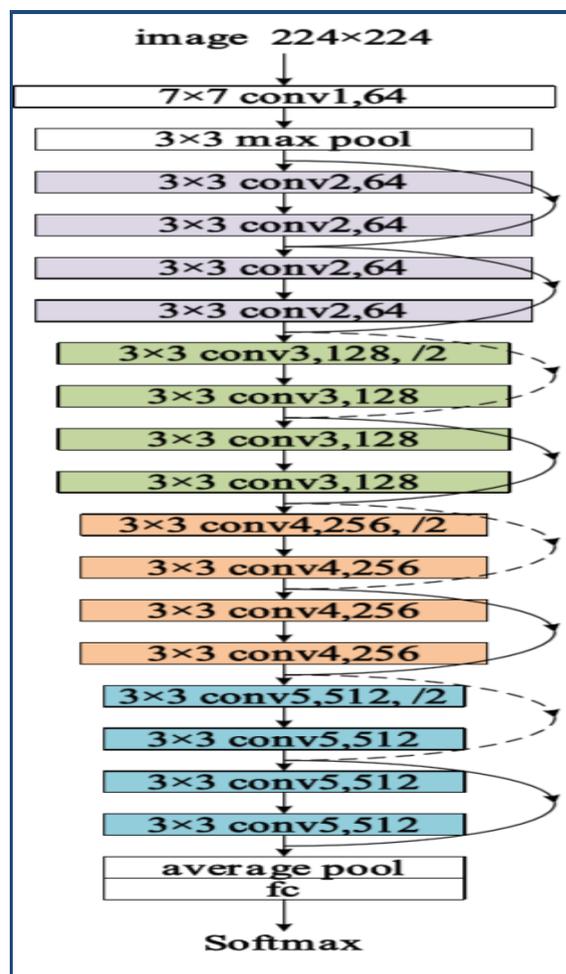


Fig. II. 3 : la structure du réseau de ResNet-18.

L'architecture du réseau ResNet-18 est décrite à la Fig. II. 3. ResNet-18 se compose de 16 couches convolutives, de deux couches de raccourcissement et de quelques couches entièrement connectées (FC). La taille de l'image d'entrée pour ResNet est de 224×224 , en plus de la première couche de convolution, la taille du noyau de convolution est de 7×7 , et

les autres canapés sont de 3×3 . De classification est obtenu par normalisation à l'aide de Soft max. [13]

Les performances ResNet-18 sont similaires à celles des autres réseaux ResNet, qui peuvent conserver plus de fonctionnalités de bas de gamme en raison de La, raison en est qu'elle est peu profonde. Par conséquent, nous utilisons ResNet-18 Modèle pré-entraîné comme notre propre modèle de réseau, la structure du réseau ResNet-18 est Décrite dans la Fig. II. 3. ResNet-18 se compose de 16 circonvolutions.

Couches, deux canapés pour le raccourcissement et certaines entièrement connectées Couches (FC). [12]

Tableau. II. 1: l'architecture du réseau de ResNet-18.

Couches	Production	ResNet18
Conv1	112 x 112 x 62	7 x 7, 64, foulée 2
conv2_x	56 x 56 x 64	3x3, 64 3x3, 64 ^{x 2} 3 x3 piscines max, foulée 2
conv3_x	28 x 28 x 128	3x3, 128 3x3, 128 ^{x 2}
Conv4_x	14 x 14 x 256	3x3, 256 3x3, 256 ^{x 2}
Conv_5	7 x 7 x 512	3x3, 512 3x3, 512 ^{x 2}
Piscinemoyennes	1 1 x 512	7 x 7 Piscine moyenne
Entièrement connecté	1000	512 x 1000 Entièrement connecté
Softmax	1000	

Nous avons implémenté un réseau résiduel, fourni son architecture, défini les changements de couche à chaque étape, et décrit ses performances et le temps passé à chaque étape d'exécution. L'ingénierie du système implique cinq étapes de convolution (Voir le Tableau. II. 1 pour plus de détails). Le système est préparé à l'avance sur la base de la mise en page de l'image caractérisée par le test de reconnaissance visuelle à grande échelle (ILSVRC) 2015.

Le but de ce test est d'identifier les caractéristiques des veines des doigts et la classification des éléments délimités sur la photo. Le nombre total de classes est de 1000. Bien que le système ait été pré-préparé pour les images de scène et d'article, dans l'analyse d'introduction, il a prouvé que ses performances sont bien meilleures que le ResNet-18 pré-préparé sur la texture de l'image. L'aspect visuel de la texture est certainement de plus en plus similaire à l'aspect visuel de l'image de détection de veine du matériel détecté à ce stade. Néanmoins, l'exposition obtenue en abusant de l'organisation du domaine de texture est beaucoup plus terrifiante que la performance obtenue en utilisant l'espace scène et article. En tenant compte de tous les facteurs, la perception des scènes et des objets est plus compliquée que la perception des surfaces, de sorte que les systèmes conçus pour percevoir des scènes et des objets sont capables de percevoir des exemples surprenants d'irrégularités dans les images de détection de veines. Le vecteur caractéristique est obtenu comme une version linéarisée de la couche donnée de la sortie du réseau.

Nous explorons différentes façons d'utiliser deux canapés différents du système : la sortie de linéarisation du cinquième arrangement de convolution (c'est-à-dire conv5_x) et la sortie de la couche de mise en commun normale (c'est-à-dire Piscine moyenne). En raison de la couche conv5_x, la taille du vecteur d'élément est de 25 088 (ou $7 \times 7 \times 512$), et en raison de la couche Piscine moyenne, elle est de 512. Coût de calcul. [13]

4) Structure du réseau :

Connexion de raccourci de la Fig. II. 3. C'est la photo dans l'article. Nous pouvons voir un "arc courbe". Il s'agit de ce que l'on appelle la « connexion d'abréviation », qui fait également référence à l'identification de l'article dans l'article.

Réseau résiduel : résoudre le problème d'augmentation du taux d'erreur lorsque la profondeur atteint un certain niveau dans les réseaux d'apprentissage en profondeur normale.

L'article indique qu'un réseau profond qui utilise une architecture de réseau résiduel peut obtenir un taux d'erreur plus faible qu'un réseau peu profond, et lorsque le nombre de canapés de réseau est constant, les performances ne se détériorent pas.

Le plan A, B et s'implique différentes manières d'augmenter les dimensions :

Identité vs Raccourcis de projection

Trois options sont comparées :

(A) Les raccourcis de remplissage zéro sont utilisés pour incrémenter les dimensions (lorsque la dimension du bloc résiduel est inférieure à la sortie, utilisez 0 pour le remplissage), tous les raccourcis n'ont pas de paramètres.

(B) Les abréviations d'affichage sont utilisées pour incrémenter les dimensions (utilisées lorsque les dimensions sont incohérentes), et les autres abréviations sont toutes de type identité.

(C) Toutes les abréviations utilisent des abréviations d'affichage. [12]

5) Classification :

A) KNN:

L'algorithme KNN de (le k-voisins le plus proche) est une technologie Discrimination non-paramétrique ou apprentissage dirigé. Il permet à un Classification très simple, car elle détermine la similitude, l'utilisation Apprenez le concept de distance entre les objets de base. L'idée principale de l'algorithme K-NN est de trouver le k plus proche de les voisins du nouvel échantillon de test dans l'objet de bibliothèque d'apprentissage, Contient tous les échantillons et la catégorie C qui leur est attribué ; il Prédire la classe. Les items du test seront attribués à la majorité des cas échantillon trouvé.[14]

B). SVM :

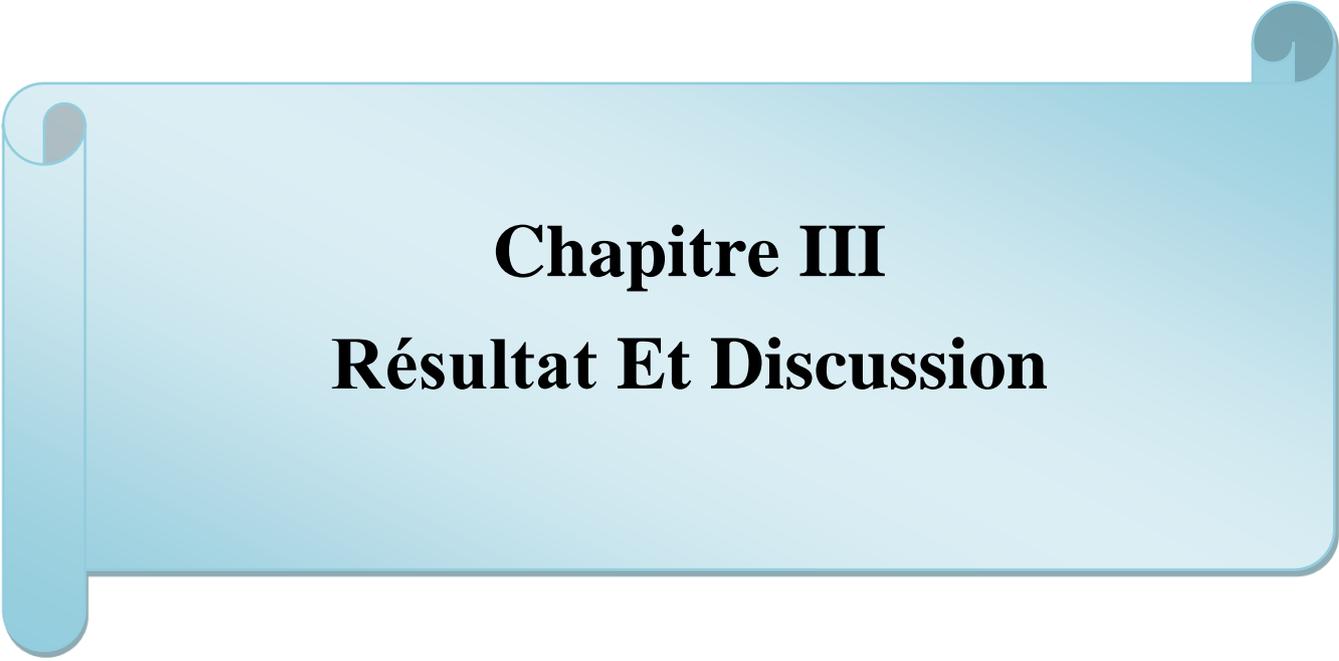
Introduit par vladimir vapnik [VAP 95] dans les années 1960. La mission originale de SVM est de séparer linéairement des objets appartenant à deux objets différentes classes passent par un hyperplan optimal. Cette fonction a ensuite été étendue Considérez de nombreux types de situations. SVM est basé sur une théorie appelée SRM (Structural Risk Minimisation) [PAV 95]. La technique comprend la sélection du meilleur hyperplan parmi tous les hyperplans est possible de séparer l'hyperplan ; cela doit résoudre le compromis entre

Minimiser l'erreur empirique et maximiser la frontière entre les deux Classe, varier à d'autres techniques. [14]

II. 5 Conclusion :

Nous utilisons la séparation ROI, le filtrage et l'extraction de caractéristiques pour détecter la veine du doigt. Dans l'étape de prétraitement, toutes ces approches conventionnelles devraient beaucoup de temps pour se développer, et différentes sources d'images sont adaptées pour différentes procédures de préparation. En conséquence, la méthode suggérée pour identifier les veines des doigts intègre l'utilisation d'un réseau de convolution neuronale CNN. La mise en œuvre de la mise en œuvre de CNN dans ce domaine rend cette tâche complexe simple, CNN est une sorte de perception multicouche (MLP). C'est un outil de mise en œuvre à l'intérieur de l'appareil Apprenez beaucoup d'applications telles que la reconnaissance faciale et les photos, Reconnaissance vidéo et reconnaissance vocale. Les performances du réseau dépendent également du nombre de niveaux au sein du réseau.

Le réseau de neurones convolution ResNet-18 travaille pour obtenir une bonne résolution plus rapidement, ce qui nécessite une taille d'entrée d'image de $224 * 224 * 3$ où il représente 3 canaux de couleur.



Chapitre III
Résultat Et Discussion

III. 1 Introduction :

Les techniques biométriques sont un ensemble de composants matériels, tels que (capteurs, ordinateurs...) ainsi que les programmes qui utilisent des technologies (comme les logiciels pour les algorithmes et les capteurs d'exploitation...) les matériaux que nous ils doivent respecter les restrictions qui sont strictement réservées. Ils présentent également des faiblesses qui les signalent. Certaines technologies ont une excellente fiabilité et sont meilleures que d'autres, tandis que certains fabricants proposent des produits plus ou moins efficaces pour une technologie particulière.

Ces technologies et ces systèmes recherchent l'obtention de données pour la biométrie, car ils utilisent des capteurs, la plupart d'entre eux sont dans un environnement, donc nous ne détectent pas les capteurs. Par conséquent, nous savons que les systèmes ne nous donnent pas une vraie réponse sur l'identité de la personne à connaître, ils nous donnent une réponse inexacte et relative qui s'exprime par un indice de similarité qui n'atteint pas 100 jamais.

La science technique moderne a atteint une analyse des méthodes d'évaluation actuelles et c'est dans un souci de sélection qui sera incorporée dans la méthodologie d'analyse du système biométrique que nous voulons étudier dans ce chapitre.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons le système biométrique multi-représentation que nous avons proposé. Puis, nous exposons les résultats expérimentaux de l'évaluation des différentes méthodes proposées.

III. 2.Système de reconnaissance par doigt veineux:

La reconnaissance des veines des doigts est l'une des technologies les plus avancées dans le domaine de la reconnaissance des caractéristiques biologiques. Le principe de fonctionnement de la reconnaissance des veines du doigt est le suivant : lorsque les rayons infrarouges proches pénètrent dans le doigt du corps humain, une partie des rayons est attirée par l'hémoglobine dans les vaisseaux sanguins. Le motif unique des veines du doigt est obtenu en capturant les rayons infrarouges proches pénétrant le doigt, et la reconnaissance de l'identité de la personne est effectuée par l'algorithme exclusif breveté d'Hitachi basé sur le motif unique des veines du doigt. Les pratiques médicales signalent que la forme des veines des doigts est unique et stable, c'est-à-dire que l'image des veines des doigts de chaque personne est différente et que l'image des veines des autres doigts de la même personne est également différent. Par conséquent, le motif d'image de veine de doigt a une particularité

individuelle très forte. De plus, étant donné que les vaisseaux sanguins veineux sont présents dans le corps humain, il est difficile d'essayer de voler ou de copier le motif veineux des doigts d'une personne, offrant ainsi une sécurité extrêmement élevée. [15]

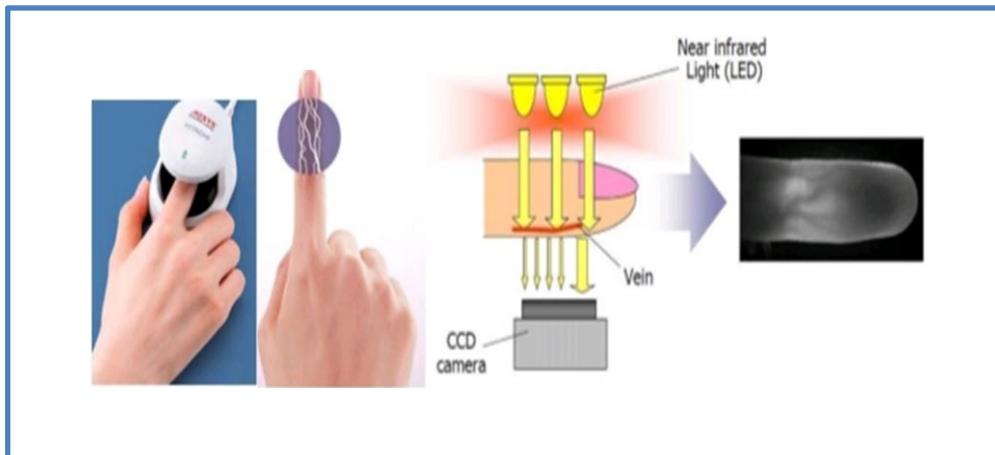


Fig. III. 1: Un scanner de veine de doigt.

III.3 Évaluation de la performance du système biométrique :

III.3.1 Évaluation des systèmes biométrie :

L'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur pour plusieurs raisons :

Premièrement : permettre au chercheur et au fabricant de présenter la méthodologie de test et de comparaison des systèmes modernes.

Deuxièmement : il permet de prendre en compte le comportement des utilisateurs lors du processus d'évaluation, et ils peuvent également être en mesure de mieux comprendre leurs besoins au quotidien grâce à la technologie. [16].

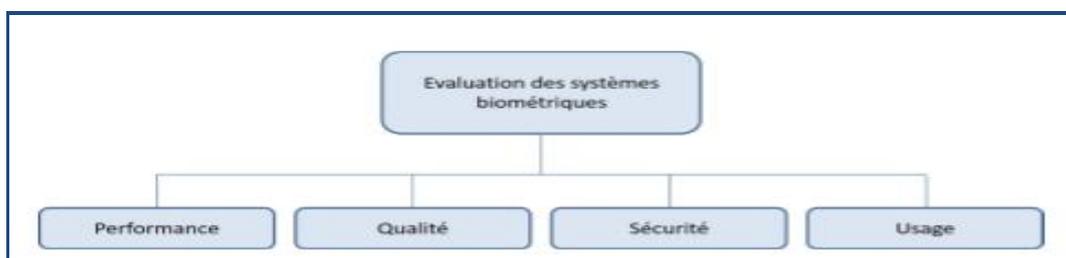


Fig. III. 2: Aspects de l'évaluation des systèmes biométriques.

Performance. :Il mesure l'efficacité systémique de la biométrie en termes de taux d'erreur. [17]

III.3.1.1 Performance :

Tous les systèmes biométriques ont des forces et des faiblesses. Par conséquent, les performances et la fiabilité du système biométrique sont mesurées dans le contexte d'une application particulière. Cela s'applique à l'état opérationnel de l'application et aux caractéristiques biométriques sélectionnées. Et afin de constater que les performances sont excellentes ou mauvaises, plusieurs expériences doivent être menées pour évaluer les performances des systèmes biométriques, dans lesquelles les différentes mesures des taux d'erreur utilisées sont déterminées. Pour comprendre comment déterminer les performances d'un système biométrique, nous devons définir clairement les principaux paramètres [17]:

III.3.1.1 .1 Taux d'erreurs de systèmes d'authentification :

A. Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR):

Représente le pourcentage de transactions utilisateur légitime et rejeté par erreur en d'autres termes, représente le pourcentage de personnes qui devraient être reconnues, mais qui ont été rejetées par le système Cette information a été rejetée par les algorithmes de correspondance et cet est due à une incompatibilité valide. Un taux de rejet incorrect est calculé : [18]

$$\text{FRR} = \frac{\text{nombredefauxrejet}}{\text{nombreclientspresentes}} \quad (\text{III .1})$$

B.Taux de fausses acceptations (false acceptante rate, FAR) :

le taux de fausses acceptations désigne le pourcentage de personnes qui ont été acceptées par erreur par le système, le taux de fausses acceptations est calculé par:

$$\text{FAR} = \frac{\text{nombredefausseacceptations}}{\text{nombre/imposteurspresentes}} \quad (\text{III .2})$$

La fig. III. 3 correspondants et la répartition théorique du pourcentage d'utilisateurs originaux et de fraudeurs illégaux signalent le taux d'erreur du FRR et du FAR, car on note qu'ils sont liés au seuil de décision, car ils dépendent du même seuil, ajusté en fonction de la cible caractéristique du système biométrique. On remarque dans la courbe que la proportionnalité est inverse, c'est-à-dire que plus le seuil minimum est bas, plus le taux de fausse acceptation, le FAR est élevé, ici le système acceptera le système biométrique pour les personnes illégales. Au contraire, si le seuil est augmenté, le taux de fausse acceptation diminue, et avec cela le système rejette les vrais utilisateurs[18].

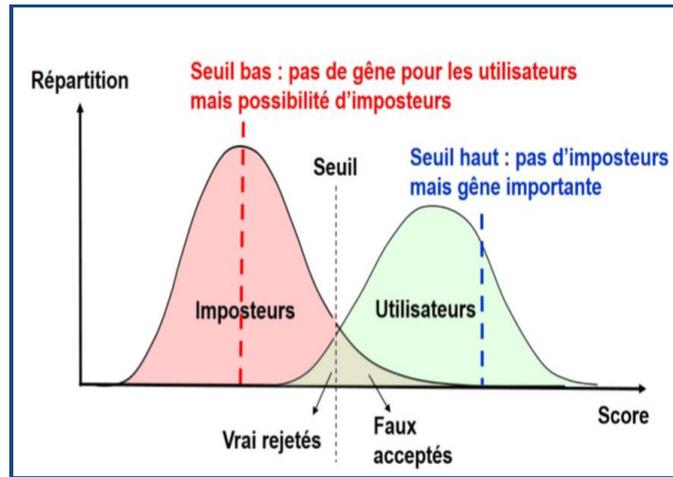


Fig. III. 3 : Représentation du taux de vraisemblance d'utilisateurs légitimes ainsi que d'imposteurs sur un système d'authentification biométrique (dont le système de comparaison est basé sur un calcul de similarité).

C.Taux d'égale erreur (“Equal Error Rate” ou EER) :

Ce rapport est calculé à partir des deux critères précédents, c'est-à-dire FRR et FAR, et il est formé par le seuil de décision. Autrement dit, le lieu où le temps pour FAR et FRR sont égaux (FAR = FRR) est conçu comme la solution intermédiaire entre le faux rejet et la fausse acceptation. Le taux d'erreur égal est calculé par.:

$$EER = \frac{\text{nombre de fausses acceptations} + \text{nombre de faux rejets}}{\text{nombre total de accès}} \tag{III.3}$$

Dans les systèmes réels, des valeurs plus petites que le système est bon.

Il illustre l'EER à partir des courbes FRR et FAR ou est le seuil de décision[18] .

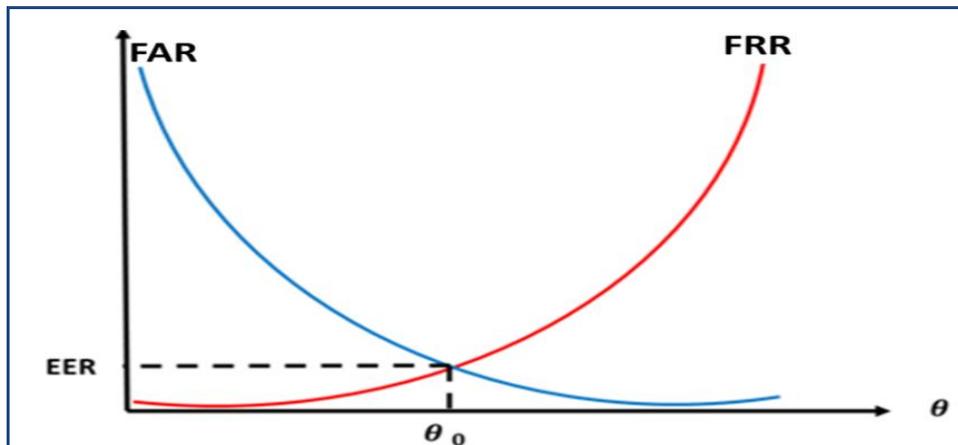


Fig.III.4: Graphe démonstratif de l'EER

D.ROR/RPR:

ROR: 1er reconnaissance L'identification de taux commence dans le CMC de Courbe

RPR: La rang de taux identification parfait.

III.3.2 Les courbes de performance:

Des courbes spécifiques sont utilisées pour illustrer les performances du système biométrique pour différents paramètres (seuil de décision). Parfois, une échelle logarithmique est utilisée pour le rendre plus lisible et plus utilisable, en particulier dans le cas de comparaison entre des systèmes biométriques ayant les mêmes performances, donc nous trouvons[19] :

III.3.2.1 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic curve):

La courbe ROC est l'une des méthodes les plus couramment utilisées pour évaluer les performances globales d'un système d'authentification biométrique. Où la courbe représente la relation entre le taux de fausse acceptation (FAR) et le taux de faux rejet (FRR) pour diverses valeurs de seuil. Ceci, comme la montre la courbe, est une méthode qui présente un avantage important, qui est d'obtenir une représentation très compacte des performances du système biométrique comparant objectivement différents systèmes biométriques. La figure correspondante montre la courbe ROC [19].

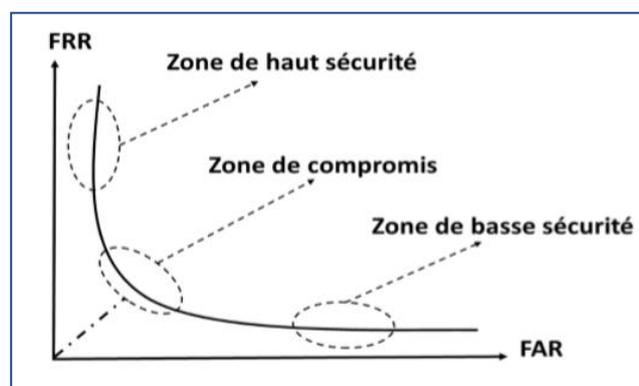


Fig.III.5.: Courbe ROC.

III. 3.2.2 Courbe CMC (Courbe Caractéristique de Match Cumulative):

La courbe CMC permet de comparer les performances des systèmes d'identification. La courbe représente la probabilité de trouver le bon choix parmi les premiers résultats. La figure correspondante montre la courbe CMC. [20]

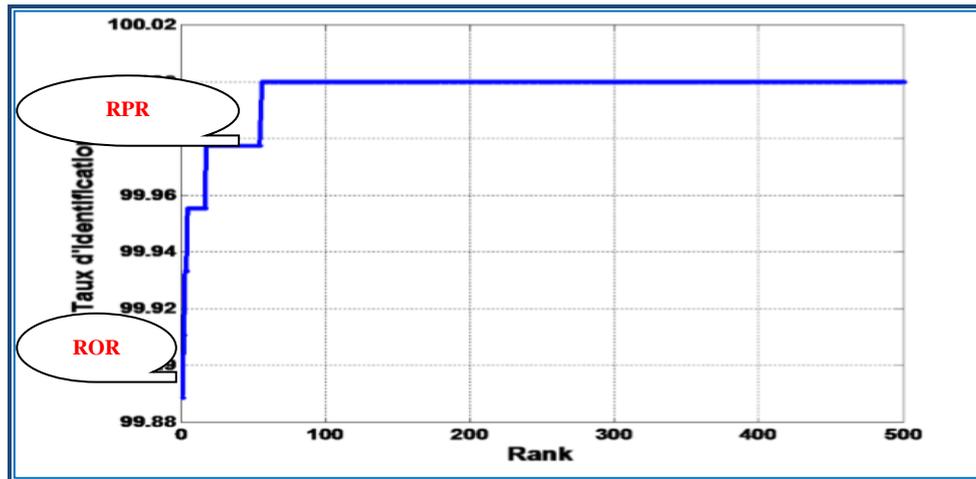


Fig. III .6: Courbe CMC.

III. 4. Système proposé :

La méthode proposée comprend un processus de formation et un processus de reconnaissance. Comme la montre la Fig. III. 6, une classification est construite pour chaque individu, et les échantillons d'un certain individu sont traités comme positifs et d'autres sont négatifs. Dans le mode de vérification, nous saisissons un échantillon de test dans le classificateur correspondant pour vérifier si l'échantillon provient de cet individu en fonction du résultat de la classification. Dans le mode d'identification, nous entrer un échantillon de test dans chaque classificateur et identifiant à quel individu cet échantillon appartient. Dans le processus d'apprentissage, il est nécessaire de prétraiter les images infrarouges des veines des doigts.

Le prétraitement comprend les niveaux de gris, la sélection du ROI et la normalisation (par exemple, la normalisation de la taille et la normalisation des gris). Après le prétraitement, nous appliquons ResNet 18 pour extraire les caractéristiques des échantillons d'apprentissage. Ensuite, nous étiquetons les échantillons comme classe positive et négative en conséquence et sur les échantillons basés sur les données. Enfin, nous construisons le classificateur individuel KNN et SVM basé sur la nouvelle. Le prétraitement et l'extraction de caractéristiques dans le processus de reconnaissance sont similaires à ceux du processus d'apprentissage. Après cela, nous saisissons les caractéristiques des échantillons pour ancien le classificateur afin de vérifier l'individu en fonction du résultat de la classification. [21]

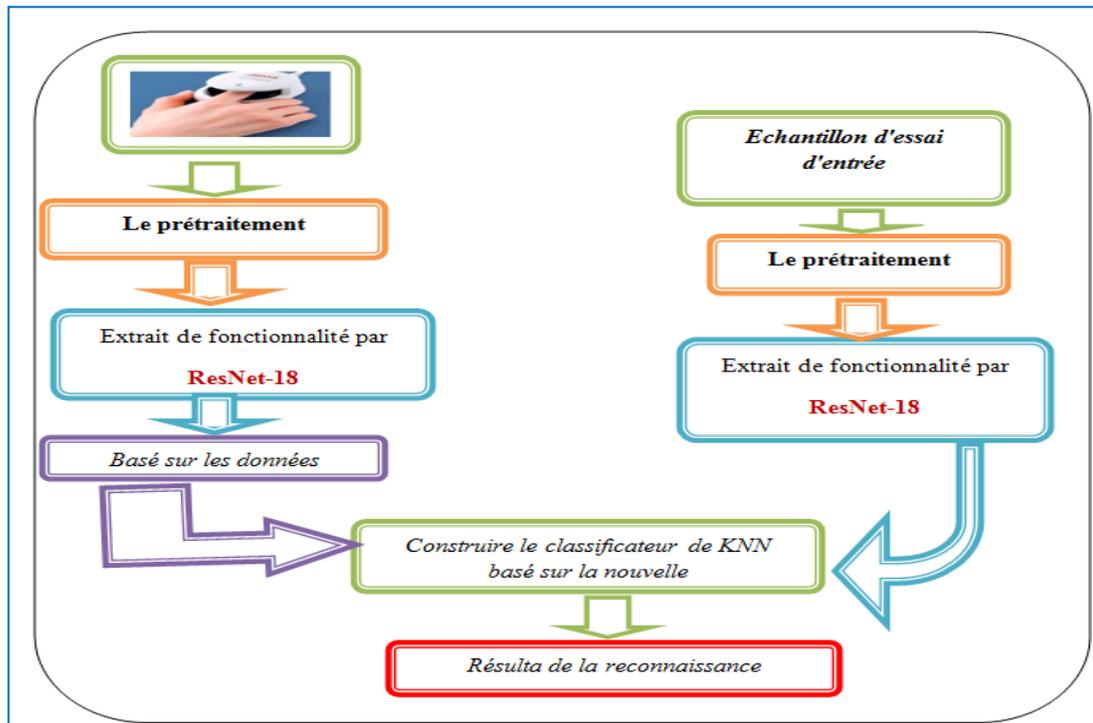


Fig. III. 7: Le proposé pour la reconnaissance des veines doigts.

III.5 Résultats :

A) Basée donnée:

La base de données d'images de doigts utilisée dans ce travail se compose de 6264 images acquises auprès de 156 volontaires sur une période de onze mois (avril 2009 – mars 2010) en utilisant notre appareil d'imagerie comme détaillé dans la section 2. Dans cet ensemble de données, environ 93 % des sujets ont moins de 30 ans. Les images des doigts ont été acquises en deux sessions séparées avec un intervalle minimum d'un mois, un intervalle maximum de plus de six mois et l'intervalle moyen de 66,8 jours. Un total de 105 sujets se sont présentés pour l'imagerie au cours de la seconde (temps) Session. Dans chaque session, chacun des sujets a fourni 6 échantillons d'images de l'index du majeur respectivement, et chaque échantillon consistait d'une image de veine de doigt et d'une image de texture de doigt de gauche main. Par conséquent, chaque sujet a fourni 24 images en une session. [22]

B) Protocole :

Un système biométrique est un système de reconnaissance de formes qui utilise des données biométriques pour identifier un individu. Selon le contexte de l'application. Les traits biométriques individuels sont enregistrés par un capteur biométrique, puis représentés numériquement (signatures), et enfin enregistrés dans une base de données. Le système de

biométrie a deux modes de fonctionnement (enrôlement et Reconnaissance). Dans ce cas, nous avons 12 photos dans la base de données pour chaque personne[22] (1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12).

Enrôlement :

L'enrôlement est un processus d'apprentissage dans lequel des données biométriques sur les personnes à identifier sont définies. Plusieurs campagnes de collecte de données peuvent être déclenchées pour s'assurer que le système de reconnaissance résiste aux fluctuations temporelles des données. [23]

La phase Enrôlement est une impaire : (1, 3, 5, 7, 9, 11).

Reconnaissance (test.):

La reconnaissance est une fonction biométrique qui identifie les personnes au sens strict. Cependant, il existe deux méthodes pour remplir efficacement cette fonction : la vérification et l'identification. [23]

La phase Reconnaissance est une paire : (2, 4, 6, 8, 10,12).

A) Résultats :

3) Les résultats du système à uni modal :

- SVM :

Tableau III.1: performance du système à uni modal pour l'image en niveaux de gris.

image en niveaux de gris (SVM)				
	EER	T0	ROR	RPR
Indice	0.3144%	0.678	98.5849%	29
Milieu	0.3144%	0.6810	98.5849%	45
Bague	0.251%	0.7247	98.7421%	11

Le tableau III. 1 montre les résultats du uni-modale de l'image en niveaux de gris du système par (SVM), où l'on observe que la meilleure valeur de l'EER en doigt de Bague est de

EER=0,251 %. Notez que la meilleure et la plus grande valeur de ROR se trouve dans le même doigt où ROR= 98,7421 %.

Tableau. III. 2:Performance du système à uni-modale pour l'image en couleur.

image en couleur(SVM)				
	EER	T0	ROR	RPR
Indice	1.665%	0.6737	92.1384%	30
Milieu	1.572%	0.6985	92.6101%	40
Bague	1.100%	0.7208	92.9245%	41

Le tableau III.2 montre les résultats du modèle d'image couleur du système par (SVM), où la meilleure valeur de l'EER dans Bague est EER = 1,100 %. Notez que la meilleure et la plus grande valeur de ROR se trouve dans le même doigt où ROR= 92,9245 %.

✓ **Comparaison entre le tableau III. 1 et tableau III. 2:**

Tableau III. 3 : Performance du système de modèle modal unique pour l'image en niveaux de gris et l'image couleur.

SVM				
	Image en niveaux de gris		Image en couleur	
	EER	ROR	EER	ROR
Indice	0.3144%	98.5849%	1.665%	92.1384%
Milieu	0.3144%	98.5849%	1.572%	92.6101%
Bague	0.251%	98.7421%	1.100%	92.9245%

Les tableaux III. 3 présentent les résultats du modèle individuel du modèle en niveaux de gris et image couleur par (SVM), où l'on voit que la meilleure valeur de EER est dans le

doigt Bague où EER = 0,251 % dans l'image en niveaux de gris, nous notons également la meilleure valeur ROR est dans le même doigt où ROR = 98,7421% dans l'image en niveaux de gris.

- KNN:

Tableau. III. 4: Performance du système à uni-modale pour l'image en niveaux de gris.

image en niveaux de gris(KNN)				
	EER	T0	ROR	RPR
Indice	0.7862%	0.2165	98.1132%	61
Milieu	0.2365%	0.1154	97.9560%	14
Bague	0.471%	0.1388	97.95%	69

Le tableau III.4 montre les résultats du modèle d'image en niveaux de gris du système par (KNN), où l'on constate que la meilleure valeur de EER se situe dans le Middle du doigt où EER = 0.2365 %. Nous notons également que la meilleure valeur pour ROR est dans le même doigt où ROR = 97,9560 %.

Tableau. III. 5: Performance du système à uni-modale pour l'image en couleur.

l'image en couleur(KNN)				
	EER	T0	ROR	RPR
Indice	2.2564%	0.1729	86.7925%	76
Milieu	3.7278%	0.1789	86.7925%	55
Bague	3.3019%	0.1542	88.3648%	48

Le tableau III.5 montres les résultats du modèle d'image en couleur du système par (KNN), où nous trouvons que la meilleure valeur de EER est dans l'indice où EER =

2,2564%. Nous notons également que la meilleure valeur pour ROR est dans le doigt bague où ROR=88,3648%.

✓ **Comparaison entre le tableau III.4 et le tableau III.5 :**

Tableau. III. 6: Performance du système à uni-modale pour l'image en niveaux de gris et image en couleur.

KNN				
	Image en niveaux de gris		Image en couleur	
	ERR	ROR	EER	ROR
Indice	0.7862%	98.1132%	2.2564%	86.7925%
Milieu	0.2365%	97.9560%	3.7278%	86.7925%
Bague	0.471%	97.95%	3.3019%	88.3648%

Les tableaux III.6 montrent les résultats du modèle individuel du modèle en niveaux de gris et de l'image couleur par (KNN), où l'on voit que la meilleure valeur de EER se trouve dans le Milieu du doigt où EER = 0,2365% dans l'image en niveaux de gris, notons également que la meilleure valeur ROR est en Indice de sorte que ROR = 98,7421% dans l'image en niveaux de gris.

✓ **Comparaison entre le tableau III.6 et le tableau III.3 :**

Tableau. III. 7: Performance du système à modèle unique pour l'image en niveaux de gris et image en couleur.

KNN				SVM				
	Image en niveaux de gris		Image en couleur		Image en Niveaux de gris		Image en couleur	
	ERR	ROR	EER	ROR	ERR	ROR	ERR	ROR
Indice	0.7862%	98.1132%	2.2564%	86.7925%	0.3144%	98.5849%	1.665%	92.1384%
Milieu	0.2365%	97.9560%	3.7278%	86.6352%	0.3144%	98.5849%	1.572%	92.6101%
Bague	0.471%	97.95%	3.3019%	88.3648%	0.251%	98.7421%	1.1006%	92.9245%

Le but de cette expérience est d'évaluer les performances du système lorsque nous utilisons les informations de chaque méthode (chaque doigt). Pour cela, en définissant l'open set, nous avons trouvé la performance selon différentes modalités (indice, Milieu, Bague).

Troisième tableau. 7 Comparaison des performances d'un système monomode basé sur la fonction d'extraction de doigt ResNet et un classificateur différent pour différents. Résultats expérimentaux que ResNet-18 fonctionne mieux lors de l'utilisation des classificateurs SVM et KNN. Par conséquent, Milieu donne le meilleur résultat de tous les doigts en termes d'EER. Désigne respectivement EER = 0,2365 % dans le classificateur KNN, EER = 0,251 % dans le classificateur SVM. En conséquence, le classificateur SVM est le meilleur rapport à tous les autres classificateurs.

Les tableaux comparent les résultats d'une sélection en groupe fermé. Comme le système biométrique d'identification de groupe ouvert, le système d'identification de groupe fermé peut atteindre une grande précision à l'aide de l'algorithme CNN. Dans ce cas, le système est régi par un degré de premier ordre (ROR) égal à 86 6352(%) jusqu'à 98 7421 avec un degré de reconnaissance idéal (RPR) égal à 11 à 76 pour toutes les bandes spectrales .

4) Les Résultat du système multimodal :

Le but de cette expérience était d'évaluer les performances du système après avoir combiné les informations de deux algorithmes de la méthode de la veine du doigt. En conséquence, les informations fournies par plusieurs représentations sont combinées pour rendre le système plus efficace.

Quatre scénarios réalisés.

La fusion entre indice et Milieu.

La fusion entre indice et bague.

La fusion entre Milieu et bague

Et la fusion entre les trois doigts

Pour cela, nous utilisons les différentes règles de fusion au score.

La somme et les produits, et min, et max

Tableau. III. 8: Performance du système de multimodal (Indice - Milieu).

Indice – Milieu				
Rules	EER	T0	ROR	RPR
Sum	0.1557%	0.6139	100%	01
Prod	0.1402%	0.3809	100%	01
Min	0.047%	0.6553	100%	01
Max	0.1572	0.7785	97.16	02

Le tableau III. 8 illustre le résultat de système multimodal en use la fusion entre Indice et Milieu dans ce tableau nous remarquons que la règle minimale dans les meilleurs résultats EER=0.047%, and the rules ,Sum, Prod and Min of rate identification ROR=100%.

Tableau. III. 9 : performance du système de multimodale (Indice – Bague).

Indice – Bague				
Rules	EER	T0	ROR	RPR
Sum	0.00%	0.81	100%	01
Prod	0.00%	0.647	100%	01
Min	0.00%	0.789	100%	01

Max	/	/	97.16	02
------------	---	---	-------	----

Le tableau III. 9 illustre le résultat de système multimodal en utilisant la fusion entre Indice et Bague dans ce tableau nous remarquons que les règles Sum, Prod et Min dans de meilleures de résultat EER=0%, et les règles Sum, Prod et min de taux d'identification ROR=100%.

Tableau. III. 10: Performance du système de multi-modèle (Bague – milieu).

Bague – Milieu				
Rules	EER	T0	ROR	RPR
Sum	2.9 10 ⁻³ %	0.8700	100%	01
Prod	2.9 10 ⁻³ %	0.8220	100%	01
Min	2.9 10 ⁻³ %	0.9020	100%	01
Max	0.1257%	0.8168	100%	01

Le tableau. III. 10 illustre le résultat de système multimodal en utilisant la fusion entre Bague et Milieu dans ce tableau nous remarquons que les règles Sum, Prod et Min dans de meilleures de résultat EER=2.9 10⁻³%, et les règles Sum, Prod, min et max de taux d'identification ROR=100%.

Tableau. III. 11 : performance du système de multi-modèle (tous Les Doigts).

tous Les Doigts				
Rules	EER	T0	ROR	RPR
Sum	0.00%	0.928	100%	01
Prod	0.00%	0.524	100%	01
Min	0.00%	0.773	100%	01
Max	/	/	97.16%	02

Le tableau. III. 11 illustre le résultat de système multimodal en utilisant la fusion entre tous les doigts dans ce tableau nous remarquons que les règles Sum, Prod et min ont de meilleurs résultats EER=0%, et les règles Sum, Prod et min ont un taux d'identification ROR=100%.

✓ **Comparaison total entre tous les tableaux:**

Tableau. III. 12: Performance du système de multi-modèle.

Rules	Indice – Milieu		Indice – Bague		Bague – Milieu		All Fingers	
	EER	ROR	EER	ROR	EER	ROR	EER	ROR
Sum	0.1557%	100%	0.00%	100%	2.9 10 ⁻³ %	100%	0.00%	100%
Prod	0.1402%	100%	0.00%	100%	2.9 10 ⁻³ %	100%	0.00%	100%
Min	0.047%	100%	0.00%	100%	2.9 10 ⁻³ %	100%	0.00%	100%
Max	0.1572%	97.16%	/	97.16	0.1257%	100%	/	97.16%

Le tableau. III. 12 illustre le résultat du système multimodal utilisant la fusion entre Indice – bague et la fusion entre tous Les Doigts. Dans ce tableau, remarquons que les meilleures règles Sum, Prod et min pour EER sont égales dans chacun de la fusion entre index-ring et la fusion entre tous Les Doigts où l'on ne note que la valeur d'EER = 0 %. Et nous notons les règles Sum, Prod, Min pour ROR sont égales dans chacun la fusion entre Indice – Bague et la fusion entre tous Les Doigts et de taux d'identification ROR = 100 %.

À partir de tous, les tableaux nous remarquons que les deux fusions entre Indice – bague et la fusion entre tous Les Doigts donnent les meilleurs résultats.

III.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous présentons notre système de biométrie multi-représentation. Dans ce système, nous avons implémenté deux algorithmes de multi-représentation, le premier algorithme, nous avons utilisé le filtre SVM pour calculer le premier taux d'erreur de l'image en niveaux de gris et de l'image couleur et le deuxième algorithme nous avons utilisé le filtre KNN pour la même image en niveaux de gris et en couleur. Les résultats au niveau de

la veine du doigt ont donné à la classification d'un système biométrique moyen qui ne pouvait pas identifier de manière fiable une personne, bien que le filtre SVM ait un meilleur taux d'erreur que le filtre KNN.

L'intégration de tous doigts et de deux doigts (Indice – bague) a rendu notre système efficace et améliore les résultats. Il est encore amélioré en aidant les veines des doigts du système multimodal.

Conclusion général

La biométrie est un terme dérivé du mot grec «bio» (la vie) et «métrie» (mesure) et il se réfère à l'analyse statistique des observations et des phénomènes biologiques. Néanmoins, au cours des dernières décennies, ce terme a également été utilisé comme une abréviation de "reconnaissance biométrique" dans certains domaines tels que la sécurité de l'information et l'authentification physique. Actuellement la biométrie a une définition plus spécifique, comme la reconnaissance automatique des individus en fonction de leurs caractéristiques comportementales et biologiques.

Dans ce mémoire, nous proposons un système multimodale, car il est plus général qu'un système uni modale, et ajouté les modalités de doigts Vient et dans la filtre extraction de caractéristique de la méthode ResNet, et dans la classification de SVM et KNN. Nous avons utilisé une nouvelle méthode, et un autre système multimodale, selon l'effet de quatre a scénario et Fusion entre deux doigts et tous les doigts. Pour extraire le vecteur de caractéristiques.

Les résultats obtenus montrent par la fusion entre deux doigts et tous les doigts l'efficacité de la méthode dans l'identification des personnes. L'erreur EER était de 0,000% pour tous les doigts. Cependant, une amélioration significative a été observée dans la mise en œuvre de la méthode SVM. Voici une image du résultat dans plusieurs régions qui a réduit cette erreur à moins de 0,251% et ROR = 98,7421 %. Comme tous les doigts, ils ont leur propre doigt, grâce aux propriétés de Sum et prod, min et max. A partir de ces doigts, un vecteur représentatif est produit qui détermine au mieux l'identité d'une personne. La diversité biométrique a été mise en œuvre en intégrant le niveau veineux du doigt des deux méthodes entre l'index et tous les doigts et l'échelle par la méthode Min-Max-sum-prod. Époque sans erreur; Le ROR s'est avéré très efficace dans ce test.

De l'étude menée, on peut conclure que la méthode du système multi-modèle proposé a donné d'excellentes performances dans les deux applications orbitales : Index-Ring et All doigts (vérifié par reconnaissance des veines du doigt).

Nos futurs travaux se concentrent sur l'évaluation des performances de la fréquence cardiaque et de la géométrie de la main dans les deux phases (vérification et identification) en utilisant une grande base de données et en intégrant d'autres attributs biométriques pour obtenir les performances du système avec une grande précision.

References

1. **Hayat SEGGAR, Madjeda DJARALLAH.** *Multi-modal Biometric Person Identification.* Department of Electronic and Telecommunication. Ouargla : University Kasdi Merbah-Ouargla, May 2017.
2. **Toufik, Hafs.** *Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l'empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne.* UNIVERSITE BADJI MOKHTAR - ANNABA : ANNABA, 2016. p. 5;6.
- 3 . **MOULAY BRAHIM OUSSAMA, ARBAOUI MOHAMED IBRAHIM.** *Authentification des Personnes Par les articulations.* OUARGLA : UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014 /2015. pp. 19,20.
- 3 موندرو اصلو 4 دورك عاد
4. **Ajay Kumar, Yingbo Zhou.** *Human Identification using Finger Images .* vol.21,pp. 2228-2224, : IEEE Transactions on Image Processing, April 2012 .
6. **Ayoub, Hamida.** *Reconnaissance Biométrique Multimodale.* Oum El Bouaghi : Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 06/07/2019.
7. **MOULAY BRAHIM OUSSAMA, ARBAOUI MOHAMED IBRAHIM.** *Authentification des Personnes Par les articulations.* OUARGLA : UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014 /2015. pp. 19,20.
8. **EL-Moundher HADJAJI, Khaled MAHDADI.** *Modélisation d'empreinte biométrique par un modèle flou de Sugeno optimisé.* Filière : Electronique., Spécialité : Automatique. Ouargla : Université Kasdi Merbah-Ouargla, Le : /05/2017. pp. 13,14,15, MEMOIRE MASTER ACADEMIQUE.
9. **Wei Jia 1, 2 Jian Gao 1,2 Wei Xia 1,2 Yang Zhao 1,2 Hai Min 1,2 Jing-Ting Lu 3.** A Performance Evaluation of Classic Convolutional Neural Networks for 2D and 3D Palmprint and Palm Vein Recognition. *International Journal of Automation and Computing.* pp. 4,6.
10. **PENGCHENG YAN, YIMING ZHANG, BING TU, XIANFENG OU .** اسم غير معروف. China .
11. **18, ResNet.** <https://arabicprogrammer.com>.
<https://arabicprogrammer.com/article/32311247691/>. [En ligne]
12. **XIANFENG OU, PENGCHENG YAN, YIMING ZHANG, BING TU, GUOYUN ZHANG , JIANHUI WU, AND WUJING LI.** China : IEEE Access, Received June 25, 2019, accepted July 24, 2019, date of publication July 30, 2019, date of current version August 19, 2019., IEEE Access, Vol. IEEE Access. Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2019.2931922.
13. **Khanam, Rahul Dev Dr. Rohit Tripathi Dr. Ruqaiya.** *FINGER -VEIN TEMPLATE RECOGNITION SYSTEM USING CNNRESNET 18.* Research Scholar, Department Of Electronics & Communication Engg., Associate Professor, Department of Electronics & Communication Engg., Professor, Department of Computer Science Engineering, Professor, Department of Computer Science Engineering,, Galgotias University, Greater Noida, U.P., India. India : devmgm@rediffmail.com, Rahul Dev et al. / Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSCE). p. 740. e-ISSN : 0976-5166 p-ISSN : 2231-3850.

14. **El-Abed, Mohamad.** *Évaluation de système biométrique.* s.l. : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01007679>, Submitted on 17 Jun 2014. HAL Id. HAL Id: tel-01007679.
15. **ISO.** *Information technology-biometric performance testing and reporting.* s.l. : ISO/IEC, Editor, 2016. ISO ISO. Iec 19795-.
16. **Gongping Yang, Xiaoming Xi, and Yilong Yin.** *Finger Vein Recognition Based on (2D)2 PCA and Metric Learning.* School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan 250101, Academic Editor: Sabah Mohammed. China : s.n., Received 22 February 2012; Accepted 19 March 2012. Research Article.
17. **CHETIOUI, Ahmed Oussama LAZOUL Islam.** *Identification Des Personnes Par Utilisant Un Descripteur De Texture.* Électronique ,Automatique, Faculté des Nouvelles technologies de la communication. Ouargla : Université Kasdi Merbah Ouargla, 25/05/2017.
18. **Egan, James P.** *Signal detection theory and ROC-analysis.* by Academic Press, New : s.n., 1975. pp. [cit' e p. 26, 30].
19. **hitachi-helc.** <https://www.hitachi-helc.com>. <https://www.hitachi-helc.com/en/solution/shouzhijingmai.html>. [En ligne] China.
20. **Eddine, DJILI Abdellah MAHDADI Djamel.** *Reconnaissance de personnes utilisant la multi-représentation de l'iris.* Domaine : Électronique , Spécialité : Automatique, Faculté des Nouvelles technologies de l'information et de la communication. Ouargla : Université Kasdi Merbah Ouargla, 31/05/2016. MEMOIRE MASTER ACADEMIQUE.
21. **fournier, Amine Nait-ali régis.** *Traitement du signal et de l'image pour la biométrie.* 2012. 94236 cachan cedex ISBN 978-7462-3899-2.
- .ALZAWI, Saad, Albawi & Abed Mohammed, Tareq & Saad .22**
23. **BETAOUAF, Talib Hichem.** *caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes.* département d'informatique . Tlemcen : université Aboubakr Belkaid Tlemcen, 2011 Novembre. Magister en informatique .

.24