



Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Électronique



Thèse

Présentée pour l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Sciences
Option : Traitement du Signal

Sous le Thème :

Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale

Présentée et soutenue publiquement le 28/06/2020

Par

LEMMOUCHI Mansoura

Devant le jury composé de :

KHIREDDINE Med Salah
ATHAMENA Noureddine
ASSAS Ouarda
KHADROUCHE Djamel
DEHIMI Lakhdar
GARAH Messaoud

Prof.
MCA.
MCA.
Prof.
Prof.
MCA.

Université de Batna 2
Université de Batna 2
Université de Batna 2
Université de M'Sila
Université de Batna 1
Université de M'Sila

Président
Rapporteur
Co-Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur

REMERCIEMENTS

Je remercie tout d'abord le bon Dieu pour m'avoir donnée le courage et la santé pour accomplir ce travail.

Ce travail n'aurait pas pu aboutir à des résultats sans l'aide et les encouragements de plusieurs personnes que je remercie.

Mes vifs remerciements accompagnés de toute ma gratitude vont ensuite à mon encadreur ATHAMENA Noureddine, Maîtres de conférences à l'université de Batna 2, pour ses conseils judicieux, sa grande disponibilité et pour m'avoir suivie et orientée.

Dr. ASSAS Ouarda, maître de conférences à l'université de Batna 2, co-directrice de cette thèse. C'est grâce à nos discussions qu'une grande partie de nos travaux a abouti. Je la remercie également pour son temps et son investissement dans tous les aspects de mon travail, et j'espère que nous pourrons continuer nos travaux dans le futur.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur KHIREDINE Med Salah, Professeur à l'université de Batna 2, qui m'a fait l'honneur de présider le jury de thèse.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur KHADROUCHE Djamel, professeur à l'université de M'Sila, Monsieur DEHIMI Lakhdar, professeur à l'université de Batna 1, et Monsieur GARAH Messaoud, Maîtres de conférences à l'université de M'Sila, pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à ce travail en acceptant d'en être rapporteurs.

Enfin, que tous ceux qui nous ont aidé et encouragé de près ou de loin dans la concrétisation de ce projet, trouvent ici ma gratitude et mes sincères remerciements.

Je tiens aussi à exprimer ma reconnaissance à toutes mes amies pour leur soutien inconditionnel.

Résumé

L'objectif de ce travail de recherche est de combiner plusieurs méthodes biométriques utilisées pour la reconnaissance simultanée du visage et de l'iris d'un individu afin d'améliorer la performance. Pour chaque modalité, quatre approches sont utilisées pour l'extraction de caractéristiques : transformation discrète en ondelettes (DWT), décomposition en valeurs singulières (SVD), transformation en cosinus discrète (DCT) et analyse en composantes principales (PCA). Ensuite, la classification est utilisée par différentes mesures de distance : Euclidean, Seuclidean, Chebychev, Cityblock, Cosine et Corelation. Notre contribution réside dans une proposition d'une nouvelle approche de normalisation basée sur la moyenne géométrique afin d'améliorer la performance de la fusion. Ensuite une comparaison a été faite aux autres méthodes largement utilisées : Min-Max, z-score et Tanh. Le taux de reconnaissance obtenu montre l'efficacité et les performances de la nouvelle méthode proposée.

Mots-clés : biométrie multimodale, visage, iris, taux de reconnaissance, fusion, distances, moyenne géométrique.

ملخص

المهدف من هذا البحث هو الجمع بين العديد من الأساليب البيومترية المستخدمة في التعرف المتزامن على وجه وقزحية الفرد من أجل تحسين الأداء. لكل طريقة، يتم استخدام أربعة مناهج لاستخراج الخصائص: تحويل المويجات المنفصلة (DWT)، والتحويل إلى قيم مفردة (SVD)، والتحويل إلى جيب التمام المنفصل (DCT) وتحليل المكونات الرئيسية (PCA). ثم، يتم استخدام التصنيف بمقاييس المسافة المختلفة: Euclidean وSeuclidean وChebychev وCityblock وCosine وCorelation. مساهمتنا تكمن في اقتراح نهج التطبيق الجديد القائم على الوسط الهندسي من أجل تحسين أداء الانصهار. ثم تم إجراء مقارنة مع الطرق الأخرى المستخدمة على نطاق واسع: Min-Max وz-Score وTanh. يوضح معدل الاعتراف الذي تم الحصول عليه فعالية وأداء الطريقة الجديدة المقترحة.

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية متعددة الوسائط، الوجه، القزحية، معدل الاعتراف، الانصهار، المسافات، الوسط الهندسي.

Abstract

The objective of this research work is to combine several biometric methods used for the simultaneous recognition of the face and iris of an individual in order to improve performance. For each modality, four approaches are used for the extraction of characteristics: discrete wavelet transform (DWT), singular value decomposition (SVD), discrete cosine transform (DCT) and principal component analysis (PCA). Then, the classification is used by different distance measures: Euclidean, Seclidean, Chebychev, Cityblock, Cosine and Corelation. Our contribution lies in a proposal for a new normalization approach based on the geometric mean in order to improve the performance of the fusion. Then a comparison was made with the other widely used methods: Min-Max, z-score and Tanh. The recognition rate obtained shows the effectiveness and performance of the new method proposed.

Keywords: Distances, Face, Fusion, Geometric Mean, Iris, Multimodal Biometrics, Recognition Rate

Table des matières

Liste des figures.....	VIII
Liste des tableaux.....	XII
Introduction Générale.....	1

Chapitre I Généralités sur la biométrie

I.1 Introduction.....	5
I.2 La Biométrie	5
I.2.1 Définition.....	5
I.3 Vérification de l'identité d'un système biométrique.....	6
I.4 Caractéristiques des traits biométriques.....	6
I.5 Structure d'un système biométrique.....	8
I.6 Modalités biométriques.....	9
I.7 Les applications et le marché de la biométrie.....	14
I.8 Domaines d'application.....	15
I.9 Evaluation des performances d'un système biométrique.....	16
I.10 Limites des systèmes biométriques unimodaux.....	18
I.11 Conclusion.....	19

Chapitre II Les Systèmes Multibiométriques

II.1 Introduction.....	21
II.2 La multimodalité.....	21
II.2.1 Différentes formes de multimodalité.....	22
II.3 Avantages des Systèmes Multibiométriques par Rapport aux Systèmes Unibiométriques.....	23
II.4 Les architectures des systèmes biométriques multimodaux.....	24
II.5 Fusion de données.....	26
II.5.1 La fusion avant la correspondance	27
II.5.1 .1 Fusion au niveau des capteurs	27
II.5.1 .2 Fusion au niveau des caractéristiques.....	28
II.5.2 La fusion après la correspondance	29
II.5.2.1 Fusion au niveau rang.....	29
II.5.2.2 Fusion au niveau des scores.....	29

II.5.2.3 Fusion au niveau des décisions	30
II.6 Fusion au niveau des scores.....	31
II.7 Normalisation des scores.....	34
II.8 L'état de l'art de systèmes biométriques multimodales basés sur le visage et iris.....	39
II.8.1 Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données virtuelles.....	39
II.8.2 Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données réelles.....	40
II.9 Conclusion.....	43

Chapitre III *Présentation du Système Proposé de Reconnaissance Multimodale*

III.1 Introduction.....	44
III.2 Architecture du système multi-biométrique.....	44
III.2.1 Prétraitement d'image.....	44
III.2.2 Extraction des caractéristiques.....	44
III.2.2.1 Analyse en composantes principales (ACP).....	45
III.2.2.2 Transformation en cosinus discrète (2-DCT).....	49
III.2.2.2.1 Formulation de la DCT.....	49
III.2.2.2.2 DCT à une dimension	49
III.2.2.2.3 DCT à deux dimensions	50
III.2.2.3 Transformée en ondelettes discrète (DWT).....	51
III.2.2.4 Décomposition en valeurs singulières (SVD).....	55
III.2.3 La Classification.....	56
III.2.4 Normalisation de scores.....	57
III.2.5 La Fusion.....	58
III.2.6 Le Module de Décision.....	59
III.3 Caractéristiques de la base de données utilisée.....	59
III.3.1 La base de données ORL.....	59
III.3.2 La base de données CASIA V 1	60
III.4 L'évaluation des systèmes.....	62
III.5 Conclusion.....	62

Chapitre IV *Résultats Expérimentaux et Discussions*

IV.1 Introduction.....	63
IV.2 Résultats des expériences et discussion.....	63
IV.2.1 Système Unimodal (visage et iris)	64
IV.2 .1.1 Modèle du Visage.....	64
IV.2 .1.2 Modèle d'iris.....	65
IV.2 .2 Système Multi-algorithmes.....	67
IV.2 .2. 1 Approche multi-algorithmique pour le visage.....	68
IV.2 .2. 1.1 Fusion (somme simple).....	68
IV.2 .2. 1.2 Fusion (min).....	69
IV.2 .2. 1.3 Fusion (Somme pondérée).....	70
IV.2 .2. 2 Approche multi-algorithmique pour l'iris.....	71
IV.2 .2.2.1 Fusion (somme simple).....	71
IV.2 .2.2.2 Fusion (min).....	73
IV.2 .2. 2.3 Fusion (Somme pondérée).....	74
IV.2 .3 Système Multimodal.....	75
IV.2 .3. 1 Normalisation (Min-Max).....	75
IV.2 .3. 1. 1 Fusion (somme simple).....	75
IV.2 .3. 1. 2 Fusion (Somme pondérée).....	77
IV.2 .3. 2 Normalisation (Moyenne Géométrique).....	79
IV.2 .3. 2. 1 Fusion (somme simple).....	79
IV.2 .3. 2. 2 Fusion (Somme pondérée).....	81
IV.3 Conclusion.....	83
Conclusion Générale et Perspectives.....	84
Références.....	87

Liste des figures

Figure I.1. Processus de fonctionnement d'un système biométrique.....	9
Figure I.2. Exemples de modalités biométriques.....	10
Figure I.3. Revenu biométrique annuel par région [17].....	14
Figure I.4. Applications biométriques.....	16
Figure I.5. Illustration du TFR, du TFA et de TEE.....	17
Figure I.6. Effet des images bruyantes sur un système biométrique (a) empreinte digitale obtenue pendant l'inscription. (b) Empreinte digitale obtenue du même utilisateur pendant la vérification après trois mois. Le développement des cicatrices ou de coupures peut donner un résultat erroné.....	18
Figure I.7. La mauvaise qualité des minuties et arrêts.....	19
Figure I.8. Variation d'intra-classe associée avec l'image du visage d'un individu dû au changement de poses. Un système de reconnaissance du visage ne sera pas capable de comparer ces trois images avec succès, bien qu'ils appartiennent à la même personne.....	19
Figure II. 1. Les multiples sources d'information dans un système biométrique multimodal.....	23
Figure II.2. Architecture de fusion en parallèle.....	25
Figure II.3. Architecture de fusion en série.....	26
Figure II.4. Les différents niveaux de fusion dans un système biométrique multimodal (adapté depuis [17]).....	27
Figure II.5. Fusion aux niveaux du capteur.....	28
Figure II.6. Fusion au niveau des caractéristiques.....	29
Figure II.7. Fusion au niveau des scores.....	30
Figure II.8. Fusion au niveau de la décision.....	31
Figure II. 9. Fusion au niveau score dans un système biométrique multimodal.....	31
Figure II. 10. Fonction de normalisation des scores par double sigmoïde, $t = 200$, $r_1 = 20$ et $r_2 = 30$	36

Figure II. 11. Exemple illustrant les étapes de calcul des paramètres d'un estimateur Tanh.	37
Figure II. 12. Exemple de normalisation de scores par Tanh.....	38
Figure III.1. Approche multimodale (NS : score normalisé)	44
Figure III.2. Schéma de principe du processus de reconnaissance d'image.....	46
Figure III.3. Processus de conversion d'une matrice d'image.....	46
Figure III.4. La combinaison de tous les vecteurs single à la matrice de vecteurs T.....	47
Figure III.5. Extraction de caractéristiques dans DCT.....	51
Figure III.6. Hiérarchie de décomposition multi niveau d'une image avec DWT 2D.....	52
Figure III.7. Partition du plan de fréquence du 2D -DWT.....	53
Figure III.8. Décomposition à un niveau de l'image d'origine de l'iris à l'aide du traitement Haar DWT, (a) Tester l'image de l'iris, (b) Décomposition à un seul niveau du format DWT 2D de la même image.....	54
Figure III.9. Illustration de l'affacturage A en USV^T	55
Figure III. 10. Exemple d'images du visage de la base de données ORL.....	60
Figure III. 11. Caméra développée pour la collecte de CASIA-IrisV1 [55].....	61
Figure III. 12. Exemples des images d'iris de la base de données CASIA V1 [55].....	61
Figure. IV.1. Histogrammes des résultats de reconnaissance du visage obtenues avec PCA, DWT, SVD et DCT avec différentes distances.....	64
Figure. IV.2. Courbes des résultats de Moyenne de reconnaissance du visage obtenues avec différentes distances.....	65
Figure. IV.3. Courbes des résultats de Moyenne de reconnaissance du visage obtenues avec PCA, DWT, SVD et DCT.....	65
Figure. IV.4. Histogrammes des résultats obtenues de la reconnaissance de l'iris en utilisant PCA, DWT, SVD et DCT en utilisant des distances différentes.....	66
Figure. IV.5. Courbes des résultats de Moyenne de reconnaissance de l'iris obtenues avec différentes distances.....	66
Figure. IV.6. Courbes des résultats de la Moyenne de reconnaissance de l'iris obtenues avec PCA, DWT, SVD et DCT.....	67
Figure. IV.7. Approche multi-algorithmique pour le visage (NS : score normalisé).....	68

Figure. IV.8. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmique pour le visage (fusion « somme simple »).....	69
Figure. IV.9. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmique pour le visage (fusion « min »).....	70
Figure. IV.10. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmique pour le visage (fusion « somme pondérée »).....	71
Figure. IV.11. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmique pour l'iris (fusion « somme simple »).....	72
Figure. IV.12. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmique pour l'iris (fusion « min »).....	73
Figure. IV.13. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmique pour l'iris (fusion « somme pondérée »).....	74
Figure. IV.14. Histogrammes obtenus taux de reconnaissance multimodal (visage + iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme simple).....	76
Figure. IV.15. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues taux de reconnaissance multimodal (visage + iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme simple).....	77
Figure. IV.16. Taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus à l'aide d'histogrammes à l'aide de la normalisation (Min-Max) et à l'aide de règles de fusion (somme pondérée).....	78
Figure. IV.17. Courbes des résultats de la Moyenne obtenus taux de reconnaissance multimodal (visage + iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme pondérée).....	78
Figure. IV.18. Taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus avec des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme simple).....	80
Figure. IV.19. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus avec des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme simple).....	80
Figure. IV.20. Taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus à l'aide des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme pondérée).....	81

Figure. IV.21. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus à l'aide des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme pondérée).....	82
--	----

Liste des tables

Tableau 1.1. Les qualités de quelques modalités biométriques	7
Tableau II. 1. Récapitulatif des techniques de normalisation de score.....	39
Tableau II. 2. La vérification de l'identité de systèmes biométriques multimodaux qui intègre les modalités de visage et de l'iris.....	42
Tableau IV.1. Taux de reconnaissance du visage.....	64
Tableau IV.2. Taux de reconnaissance de l'iris.....	66
Tableau IV.3. Approche multi-algorithmique pour le visage (fusion (somme simple)).....	69
Tableau IV.4. Approche multi-algorithmique pour le visage (fusion (min)).....	70
Tableau IV.5. Approche multi-algorithmique pour le visage (fusion (somme pondérée)).....	71
Tableau IV.6. Approche multi-algorithmique pour l'iris (fusion (somme simple)).....	72
Tableau IV.7. Approche multi-algorithmique pour l'iris (fusion (min)).....	73
Tableau IV.8. Approche multi-algorithmique pour l'iris (fusion (Somme pondérée)).....	74
Tableau IV.9. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage + iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant les règles de fusion (somme simple).....	76
Tableau IV.10. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage + iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant les règles de fusion (Somme pondérée).....	77
Tableau IV.11. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage + iris) en utilisant la normalisation moyenne géométrique et en utilisant des règles de fusion (somme simple).....	79
Tableau IV.12. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage + iris) en utilisant une moyenne géométrique et en utilisant des règles de fusion (Somme pondérée).....	81

Introduction Générale

Introduction Générale

La vérification de l'identité des personnes devient une exigence de plus en plus importante dans diverses applications, notamment le contrôle d'accès automatique. Les exemples de telles applications sont la banque en ligne, le contrôle de l'accès physique et les guichets automatiques. Les approches traditionnelles utilisent des mots de passe, des cartes personnelles, des codes PIN et des clés pour réaliser la vérification. Cependant, la sécurité peut facilement être violée dans ces systèmes lorsqu'une carte ou une clé est perdue ou volée ou lorsqu'un mot de passe est compromis. En outre, un utilisateur légitime peut avoir du mal à se souvenir des mots de passe difficiles à utiliser, et il est plus facile pour un imposteur de deviner des mots de passe simples. L'utilisation de la biométrie offre un autre moyen d'identification qui permet d'éviter les problèmes associés aux méthodes conventionnelles. Un système d'identification biométrique est défini comme la reconnaissance d'un individu en utilisant des informations sur certaines caractéristiques physiques ou caractéristiques personnelles contenues dans une base de données. La reconnaissance pourrait être obtenue par la mesure de caractéristiques appartenant à l'une des trois catégories d'intrinsèque, extrinsèque et biométrie hybride. La biométrie intrinsèque identifie la composition générique de l'individu, par exemple à partir d'empreintes digitales ou de motifs d'iris. La biométrie extrinsèque implique le comportement appris de la personne, tel que les signatures et les frappes au clavier. Enfin, la biométrie hybride repose sur une combinaison des caractéristiques physiques de l'individu et de traits personnels tels que les caractéristiques de la voix. Cela pose la question de savoir quelles mesures biologiques peuvent être interprétées comme de la biométrie. En fait, tout être humain a une caractéristique physiologique ou comportementale qui peut être utilisée comme caractéristique biométrique pour autant qu'elle réponde aux exigences suivantes [1, 2]:

- Universalité : chaque personne aura ses propres caractéristiques.
 - Caractère distinctif : Deux personnes doivent être suffisamment différentes en ce qui concerne l'identificateur biométrique sélectionné.
 - Permanence : la caractéristique doit être suffisamment invariante sur une période donnée.
 - Possibilité de collecte : la caractéristique peut être mesurée de manière quantitative.
- Cependant, dans un système biométrique pratique qui utilise la biométrie pour la

reconnaissance personnelle, un certain nombre d'autres problèmes doivent être pris en compte [1] :

- Performance : la précision et la rapidité de la reconnaissance réalisables en termes de ressources nécessaires, ainsi que les facteurs opérationnels et environnementaux qui affectent la précision et la rapidité.
- Acceptabilité : le degré auquel les gens sont disposés à accepter l'utilisation d'une forme particulière d'identification biométrique dans la vie quotidienne.
- Contournement : la facilité avec laquelle le système peut être dupé à l'aide de méthodes frauduleuses.

Chacun de ces attributs a ses propres caractéristiques compatibles avec les exigences des différents systèmes de sécurité. Les systèmes biométriques peuvent être divisés en systèmes mono et multimodaux. Un système biométrique uni-modal utilise un type de composant basé sur une méthodologie solitaire, telle que les empreintes digitales, l'iris, le visage ..., tandis qu'un système multimodal a un type de composant supérieur à celui d'un composant et offre une reconnaissance de haute précision.

Avec la précision limitée des systèmes biométriques unimodaux, de nombreux problèmes se posent et parmi eux :

- En cas de reconnaissance faciale, l'éclairage peut affecter la qualité de l'image, les conditions et les expressions faciales.
- En reconnaissance des empreintes digitales, un scanner ne peut pas lire clairement les empreintes sales ou les empreintes décolorées des personnes âgées et les crêtes des empreintes digitales sous-développées de jeunes enfants, ce qui conduit à de fausses correspondances de base de données.
- Difficulté à acquérir des images de l'iris si le sujet présente une pathologie oculaire pathologique.

Un système biométrique pratique devrait avoir des niveaux spécifiés d'exactitude, de rapidité et de ressources de reconnaissance : être sans danger pour tous les utilisateurs, être accepté par la population cible et être suffisamment robuste pour résister à diverses méthodes frauduleuses et attaques du système. Le succès d'un système biométrique dépend de la manière dont les informations pertinentes sont capturées, de la stratégie d'apprentissage utilisée et de la mesure dans laquelle elle résiste à la variation des données saisies.

Les systèmes multimodaux permettent d'améliorer les performances de reconnaissance en combinant plusieurs sources d'information. Ils permettent également de régler le problème

de non-universalité de certaines biométries et d'offrir un degré élevé de flexibilité, puisque les traits biométriques inutilisables ou non préférés chez certains individus peuvent être compensés par d'autres modalités biométriques. Ils permettent de limiter les possibilités de fraude puisqu'ils fournissent une protection supplémentaire, il est plus difficile d'obtenir et de reproduire plusieurs caractéristiques à la fois. Pour toutes ces raisons, les systèmes biométriques multimodaux ont fait l'objet de nombreux travaux de recherche [3,4,5,6,7,8]. L'objectif de notre thèse est le développement d'un système d'identification biométrique multimodal basé sur deux biométries à savoir, l'iris et le visage.

Parmi les critères qui nous ont poussé à choisir ces deux modalités est le fait que l'iris est une modalité biométrique jugée parmi les plus fiables, et que la texture de l'iris est très riche et stable au cours du temps. Aussi, la modalité biométrique du visage est naturelle, non intrusive et moins coûteuse.

Cette thèse présente une étude sur la biométrie et la multi-modalité. L'iris et le visage ont été particulièrement considérés. La contribution majeure de cette thèse réside dans le développement de deux systèmes multimodaux dont le but de concrétiser l'objectif final qui consiste à améliorer l'efficacité et le taux de l'authentification. Le premier système proposé basé sur les systèmes monomodaux du visage et de l'iris utilise quatre algorithmes d'extraction des caractéristiques : PCA, DWT, SVD et DCT pour l'iris et le visage, respectivement. Il nous a permis d'avoir des vecteurs de caractéristiques compacts et un taux de reconnaissance encourageant. Tandis que pour le deuxième système, nous proposons un système multi-algorithme basé sur la fusion au niveau du score, et nous proposons un troisième système multimodal utilisant une nouvelle méthode de normalisation : moyenne géométrique. Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Ce mémoire de thèse comporte quatre chapitres :

- **Chapitre I** : Dans le premier chapitre, nous introduisons tout d'abord la vérification d'identité par un système biométrique, la définition de la biométrie et les caractéristiques des traits biométriques, sa structure, selon les différentes modalités biométriques, et les applications et le marché de la biométrie. Finalement, nous affichons les limites des systèmes biométriques unimodaux.
- **Chapitre II** : Ce deuxième chapitre présente l'étude de plusieurs aspects de la multimodalité. Nous exposerons les multiples sources d'information des systèmes multimodaux. Ensuite, nous spécifierons les architectures possibles d'un système

multimodal. Puis, nous présenterons les différents niveaux de fusion multimodale en particulier la fusion de scores et la phase de normalisation qu'elle requiert.

- **Chapitre III** : Ce chapitre est consacré à l'étude de notre système multi-biométrique proposé en détaillant les méthodes utilisées et l'architecture adoptée. Finalement, un état de l'art des systèmes multimodaux qui combine l'iris et le visage sera présenté.
- **Chapitre IV** : Dans le dernier chapitre, on présente les tests effectués et les résultats obtenus tout en détaillant chacun des systèmes monomodaux d'iris et du visage ainsi que la conception du système multimodal qui les combine. Les résultats obtenus sont ensuite discutés en utilisant les bases de données CASIA v1 pour l'iris et ORL pour le visage.

Enfin, la conclusion générale résumera notre contribution et donnera quelques perspectives sur les futurs travaux.

Chapitre I

Généralités sur la biométrie

Chapitre I Généralités sur la biométrie

I.1 Introduction

La biométrie est une technologie en pleine croissance qui est de plus en plus utilisée dans notre vie quotidienne. Elle vise à établir l'identité d'une personne de manière aussi fiable que possible en utilisant ses caractéristiques biologiques afin de garantir la sécurité des personnes dans les lieux publics. Dans ce chapitre, nous introduisons tout d'abord l'identité d'un système biométrique, sa structure, selon les différentes modalités biométriques. Finalement, nous décrivons limites des systèmes biométriques unimodaux.

I.2 La Biométrie

I.2.1 Définition :

La biométrie est une mesure des caractéristiques biologiques pour l'identification ou l'authentification d'un individu à partir de certaines de ses caractéristiques : comportementales (exemple de la dynamique de frappe au clavier), physiques ou physiologiques (exemple de l'ADN)

Cette technique est utilisée de plus en plus aujourd'hui pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications diverses.

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais « biometrics » qui correspond en français à l'anthropométrie. Il désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans le contexte de la reconnaissance d'individus il est défini par :

1. Selon le CLUSIF (Club de la Sécurité des systèmes d'Information Français), la biométrie est la science qui étudie à l'aide des mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé.
2. Selon la RAND (Public Safety and Justice), la biométrie est définie comme toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier son identité.
3. Pour reconnaître un individu, on extrait des paramètres de l'image photographiée (empreinte, face, iris...) puis on compare le gabarit obtenu avec tous les paramètres précédemment extraits et sauvegardés.

Les techniques biométriques permettent la mesure et la reconnaissance de ce que l'on est, à la différence d'autres techniques de mêmes finalités, mais permettant de mesurer ou vérifier ce que l'on possède (cadre, badge, document, ...) ou ce que l'on sait (mot de passe, code pin ...).

Un système biométrique peut fonctionner en deux modes distincts : en mode de vérification, le système confirme ou nie une identité réclamée, alors qu'en mode d'identification, il détermine l'identité d'un individu.

I.3 Vérification d'identité par un système biométrique

La fraude n'a pas cessé d'augmenter dans notre société, d'où le besoin de faire des contrôles tous les jours. Les applications de sécurité nécessitent une authentification de l'utilisateur. Jusqu'à présent, cette authentification a été réalisée à l'aide de méthodes d'identification reposant sur une chose que nous connaissons ou que nous possédons. Les mots de passe ou autres codes correspondent à ce que nous savons, alors que les badges, cartes ou documents d'identité correspondent à ce que nous possédons. Ces deux moyens d'identification peuvent être combinés, comme dans l'exemple de la carte de crédit qui repose sur la possession de la carte et la connaissance du code secret permettant de l'utiliser. Cependant, ces méthodes d'identification présentent toute une série d'inconvénients tels que la falsification, le vol, la perte, etc.

En ce qui concerne les documents d'identité, d'autres problèmes peuvent être résolus lors de la délivrance. En effet, un document d'identité peut non seulement être perdu ou falsifié, mais également exposé à des fraudes plus graves consistant à réaliser des documents originaux sous une fausse identité. Dans ce cas, une personne peut avoir plusieurs identités, ce qui peut entraîner un manque de sécurité, surtout si cette personne est un criminel. En effet, il est difficile de savoir si une personne qui se présente pour obtenir un document d'identité n'a pas déjà été en possession de documents portant une autre identité. Cependant, avec des données biométriques, il serait possible de vérifier si cette personne ne possède pas d'autres identités en comparant ses données biométriques à l'ensemble de la base de données. La biométrie est un moyen efficace de résoudre ces différents problèmes présentés par les méthodes d'authentification traditionnelles. En effet, la biométrie est la reconnaissance d'individus par ce qu'ils sont plutôt que par ce qu'ils savent ou ce qu'ils possèdent.

I.4 Caractéristiques des traits biométriques

Étant donné que de nombreux traits biométriques sont disponibles lors de la conception d'un système de sécurité ou d'un système de gestion de l'identité, il convient donc de prendre en compte des facteurs et des caractéristiques pour choisir un trait biométrique adapté à un objectif particulier. Ces caractéristiques peuvent être divisées en deux catégories : mesures de qualité standard et exigences de qualité pratiques [9, 10]. Les mesures de qualité standard pour tous les traits biométriques peuvent être définies comme suit :

A. Universalité : Toute personne accédant au système devrait posséder les caractéristiques, à titre d'exemple, nous ne pouvons pas utiliser l'iris comme caractéristique pour identifier les personnes aveugles.

B. Unicité : Permettre de différencier un individu par rapport à un autre.

C. Permanence : les caractéristiques du trait biométrique doivent être invariantes dans le temps.

D. Mesurabilité : Les caractéristiques biométriques doivent être quantitativement mesurables pour être ensuite traitées et utilisées pour la comparaison de deux individus.

Pour des exigences de qualité pratiques, en particulier dans une application en temps réel, certains problèmes affectant le processus de sélection des traits biométriques au cours de la conception puissent être résumés comme suit :

E. Performances : performances du trait biométrique choisi en termes de précision de la reconnaissance, de taux d'erreur et de temps de traitement.

F. Acceptabilité : l'acceptabilité d'un trait particulier par l'utilisateur habituel d'un système de gestion des identités.

G. Contournement : niveau de difficulté auquel le système doit être falsifié par un imposteur.

Il est difficile de trouver un système biométrique unique répondant à toutes les exigences (voir tableau 1.1). Un système biométrique pratique doit avoir une précision et une rapidité de reconnaissance acceptables, avec des ressources raisonnables, acceptables pour la population cible et suffisamment robuste pour permettre diverses attaques frauduleuses [11].

Tableau 1.1. Les qualités de quelques modalités biométriques [11]

Modalité	Universalité	Unicité	Permanence	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Contournement
Visage	Elevée	Faible	Moyen	Elevé	Faible	Elevé	Faible
Empreinte Digitale	Moyenne	Elevé	Elevé	Moyen	Elevé	Moyen	Faible
Géométrie de la main	Moyenne	Moyen	Moyen	Elevé	Moyen	Moyen	Moyen
Iris	Elevée	Elevé	Elevé	Moyen	Elevé	Faible	Elevé
l'oreille	Moyenne	Moyen	Elevé	Moyen	Elevé	Moyen	Moyen
AND	Elevée	Elevé	Elevé	Elevé	Faible	Faible	Faible
Rétine	Elevée	Elevé	Moyen	Faible	Elevé	Faible	Elevé
Signature	Faible	Faible	Faible	Elevé	Faible	Elevé	Faible
Voix	Moyenne	Faible	Faible	Moyen	Faible	Elevé	Faible

L'analyse des différentes modalités en fonction des propriétés susmentionnées montre que chaque biométrie a ses forces et ses limites. Certains d'entre eux ont un caractère distinctif élevé, par exemple l'iris et d'autres peuvent se concentrer davantage sur l'accessibilité sans caractère distinctif suffisant tel que le visage. Par conséquent, aucune modalité biométrique à elle seule ne peut remplir toutes les conditions souhaitées et optimisées pour améliorer la robustesse et la solidité de toutes les applications d'authentification.

Les modalités adoptées dans les systèmes biométriques possèdent ces propriétés mais à des degrés différents. Un compromis est alors réalisé lors du choix de la modalité en fonction des besoins de l'application biométrique.

De nombreuses modalités biométriques ont été proposées et sont utilisées dans des applications variées. Les modalités physiologiques se basent sur des caractéristiques morphologiques ou biologiques et comprennent le visage, l'oreille, l'iris, la rétine, les empreintes digitale et palmaire, la géométrie de la main, le réseau veineux, l'ADN, l'odeur de la peau, ... Les modalités comportementales utilisent un trait personnel du comportement tel que la voix, la dynamique de la signature, la démarche, la dynamique de frappe au clavier ou encore le mouvement des lèvres. Certains de ces éléments biométriques ont un long historique et peuvent être considérés comme des technologies matures, tandis que d'autres sont encore de jeunes arènes de recherche.

I.5. Structure d'un système biométrique

La structure d'un système biométrique comprend deux phases différentes : l'enrôlement et l'authentification, comme illustré dans la figure I.1.

L'enrôlement est commun aux modes de vérification et d'identification. C'est la phase préliminaire où les données biométriques d'un utilisateur sont enregistrées pour la première fois dans le système. Au cours de cette phase, une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et stockées en tant que modèles dans la base de données. Cette phase est très cruciale car elle influence plus tard tout le processus de reconnaissance. En fait, la qualité des données inscrites est essentielle pour les phases d'identification ultérieures car les données acquises sont considérées comme des références pour la personne. Un ensemble d'échantillons doit être capturé pour prendre en compte la variabilité des modalités biométriques d'une personne.

Un système biométrique est composé de quatre modules, dont certains sont communs pour les phases d'enrôlement et d'authentification, à savoir l'acquisition, l'extraction de caractéristiques, l'appariement et la prise de décision. L'acquisition et l'extraction des caractéristiques sont deux modules présentés dans les phases d'enrôlement et d'authentification. L'extraction de caractéristiques est une représentation de données (par exemple, une image ou

un signal) sous la forme d'un vecteur qui devrait être représentatif des données et discriminant par rapport à d'autres données d'autres personnes. Pendant la phase d'enrôlement, le vecteur de caractéristiques extrait de l'échantillon biométrique est appelé référence et stocké dans une base de données. Pendant la phase d'authentification, les modules d'acquisition et d'extraction de fonctionnalités permettent d'obtenir une représentation des données biométriques à tester ultérieurement dans l'espace des fonctionnalités.

Le module de correspondance est utilisé lors de la phase d'authentification pour comparer le vecteur de caractéristiques extrait pour le test avec le vecteur de caractéristiques de référence. Le module de décision consiste à prendre une décision à partir de la sortie du module d'enrôlement, ce qui génère un score de similarité entre deux vecteurs caractéristiques. Pour les applications de vérification, la correspondance n'est exécutée qu'une seule fois, entre les données de référence et les données de test, et une décision de "vrai" ou "faux" est prise. Pour les applications d'identification, la correspondance est effectuée entre toutes les références stockées dans la base de données et la décision est la réponse.

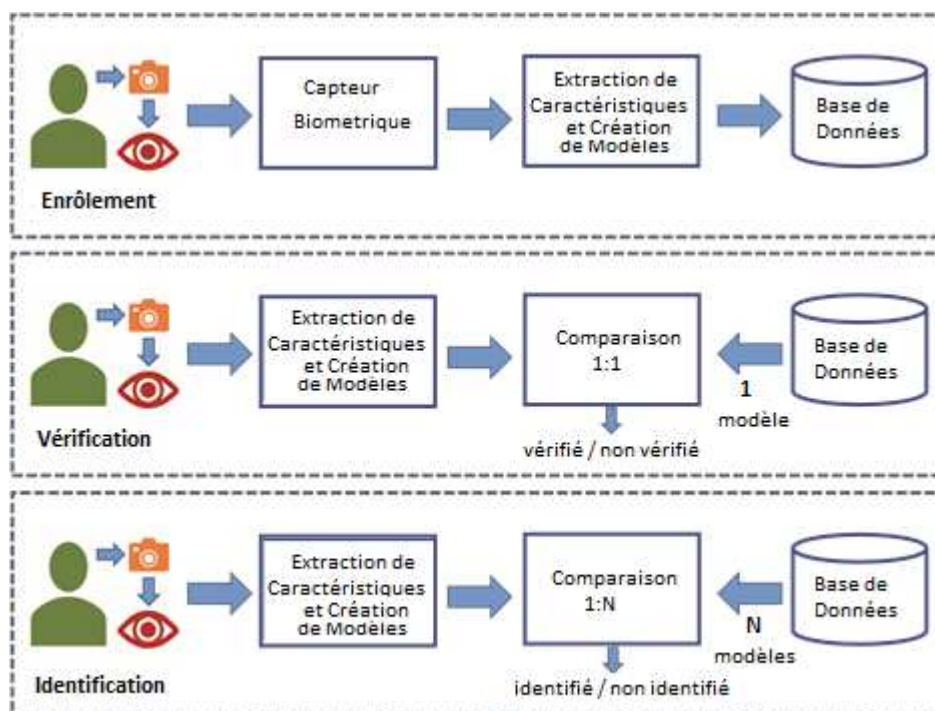


Figure I.1. Processus de fonctionnement d'un système biométrique [12].

I.6 Modalités biométriques

En règle générale, deux types de traits biométriques peuvent être considérés dans différentes applications, les traits physiques et comportementaux [12]. Le trait physique comprend l'iris, le visage, l'oreille, la main, le scanner rétinien, l'ADN, l'empreinte palmaire ou

les empreintes digitales. La parole, l'écriture manuscrite, la signature, la démarche ou la frappe au clavier sont quelques exemples de traits de comportement. Il est nécessaire de préciser que certains traits biométriques tels que la voix peuvent être considérés comme une combinaison de traits physiques et comportementaux [1, 12]. D'un certain point de vue, la voix peut être considérée comme une caractéristique physique, telle que la vibration des cordes vocales et de la forme du tractus vocal, et d'un autre point de vue, elle est basée sur des caractéristiques comportementales telles que l'état d'esprit de la personne qui parle. Les caractéristiques physiques impliquent de mesurer une partie du corps à un moment donné pour reconnaître l'individu. D'autre part, les caractéristiques comportementales sont acquises et spécifiquement apprises au fil du temps en utilisant un effort particulier avec le besoin de réalisation. La variabilité temporelle des caractéristiques physiques est généralement inférieure à celle des caractéristiques comportementales. La figure I.2 présente quelques exemples de plusieurs traits biométriques qui sont décrits ci-dessous :

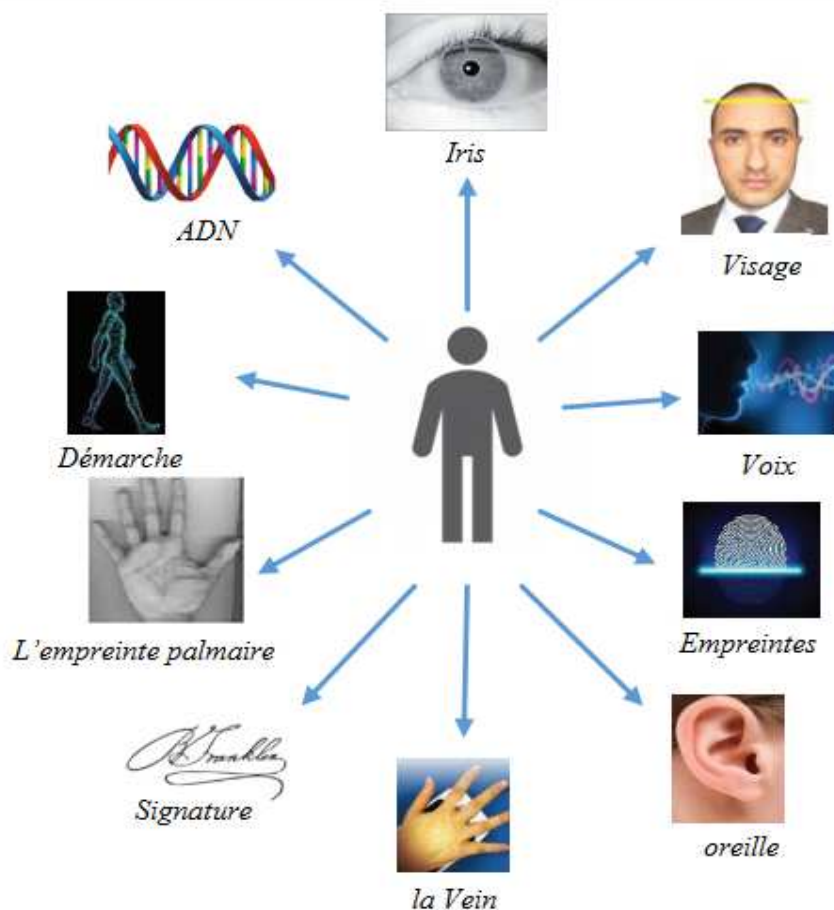


Figure I.2. Exemples de modalités biométriques

Visage :

La reconnaissance faciale est une méthode non intrusive et nécessite également une coopération minimale de la part du sujet. Les dimensions, les proportions et les attributs physiques du visage d'une personne sont uniques. Dans certains scénarios d'application tels que la surveillance de la foule, la reconnaissance faciale est probablement la seule modalité réalisable à utiliser. La reconnaissance des visages peut se faire dans un environnement contrôlé statique ou dans un environnement dynamique non contrôlé. Une approche populaire de la reconnaissance des visages est basée sur l'emplacement, les dimensions et les proportions des attributs faciaux tels que les yeux, les sourcils, le nez, les lèvres et le menton et leurs relations spatiales. Une autre approche largement utilisée est basée sur l'analyse globale de l'image du visage qui représente le visage sous la forme d'une combinaison pondérée d'un certain nombre de visages canoniques.

Empreintes :

Les empreintes digitales sont uniques et cohérentes dans le temps et sont donc utilisées depuis longtemps. Une empreinte digitale est un motif de crêtes et de vallées à la surface du bout des doigts. Les crêtes sont les segments supérieurs de la couche de peau du doigt et les vallées sont les segments inférieurs. Les divers types de discontinuités dans les crêtes (minuties) ont suffisamment d'informations discriminantes pour reconnaître les empreintes digitales. La bifurcation de la crête (où la crête se divise) et la fin de la crête (où se termine la crête) sont les points importants de la minutie. Une reconnaissance d'empreinte digitale basée sur les minuties représente généralement une empreinte digitale par ces deux caractéristiques de crête appelées minuties.

Le caractère unique d'une empreinte digitale peut être déterminé par le motif de crêtes et de sillons ainsi que par les points de minutie. La disponibilité d'empreintes digitales multiples d'une personne rend la reconnaissance d'empreinte digitale appropriée pour une identification à grande échelle impliquant des millions d'identités. Cependant, le problème avec le système de reconnaissance d'empreintes digitales à grande échelle est la nécessité de disposer d'une énorme quantité de ressources de calcul, en particulier dans le mode d'identification.

Géométrie de la main :

Les systèmes de reconnaissance de la géométrie des mains sont basés sur différentes mesures telles que la forme de la main, la taille de la paume, les longueurs et les largeurs des doigts. Les caractéristiques des mains ne sont pas très distinctives. Ils conviennent à la vérification mais pas à l'identification [13]. Dans certaines situations telles que l'immigration et le contrôle des frontières, les données biométriques telles que les empreintes digitales peuvent ne pas être appropriées car elles portent atteinte à la vie privée. Dans de telles situations, la géométrie de

la main peut être utilisée pour la vérification car la géométrie de la main n'est pas très distinctive. Les caractéristiques géométriques de la main peuvent ne pas être invariantes pendant la période de croissance des enfants. La taille de tels systèmes de reconnaissance est grande et il est donc difficile d'intégrer les systèmes dans d'autres périphériques tels que des ordinateurs portables.

L'empreinte palmaire :

Les paumes humaines contiennent également des motifs de crêtes et de vallées semblables à des empreintes digitales. La reconnaissance basée sur l'empreinte palmaire est basée sur les principales lignes, rides et arêtes situées à la surface de la paume. L'empreinte palmaire est distincte pour chaque personne. Les scanners de l'empreinte palmaire sont plus volumineux et plus coûteux que les capteurs d'empreintes digitales. Des caractéristiques telles que les rides et ridules principales peuvent être capturées même avec un scanner à basse résolution. Lorsqu'un scanner haute résolution est utilisé, toutes les caractéristiques telles que la géométrie, les crêtes et les creux, les lignes principales et les rides peuvent être combinées pour obtenir une précision accrue. Kumar et al. [14] utilise à la fois les fonctionnalités de la géométrie de la paume et de la main pour la vérification personnelle. Les deux caractéristiques sont acquises simultanément à partir d'une image d'une seule main.

Iris :

L'iris est la région annulaire de l'œil qui régule la taille de la pupille. Il est délimité par la pupille et la sclérotique (blanc de l'œil) de chaque côté. L'iris se développe pendant la période prénatale et se stabilise pendant les deux premières années de la vie. La texture complexe de l'iris contient des informations très distinctives utiles pour la reconnaissance personnelle. Les iris des jumeaux sont également différentes. Les systèmes de reconnaissance basés sur l'iris offrent une vitesse et une précision prometteuses, ainsi que des opérations d'identification à grande échelle. Les lentilles de contact imprimées avec de faux iris [15] peuvent être détectées. Le mouvement hippique de l'œil peut également être utilisé pour détecter la vivacité.

Signature :

La signature est une biométrie comportementale. La signature électronique, par exemple sur un terminal de point de vente, est comparée à la signature de notre permis de conduire (ou d'un autre type d'identité) pour vérification. Il ne s'agit pas d'une reconnaissance de signature mais peut être appelé « comparaison de signature simple » [16]. La reconnaissance de signature implique un processus connu sous le nom de « reconnaissance de signature dynamique », dans lequel l'accent n'est pas uniquement mis sur l'aspect de la signature, mais également sur les schémas comportementaux inhérents au processus de signature. Cela inclut les changements de

timing, de pression et de vitesse. Il est facile pour un imposteur de reproduire l'aspect visuel de la signature. Cependant, il est difficile d'imiter les caractéristiques comportementales. La reconnaissance de signature convient particulièrement aux transactions de grande valeur. La reconnaissance de signature est également non invasive. Cependant, le système est sujet à des taux d'erreur élevés lorsque les caractéristiques comportementales des signatures ne sont pas cohérentes.

Voix :

La reconnaissance vocale est une combinaison de caractéristiques physiques et de caractéristiques biométriques comportementales. La reconnaissance vocale utilise les caractéristiques acoustiques de la parole qui varient selon les individus afin de différencier les utilisateurs. Les variations de ces propriétés acoustiques résultent des différences anatomiques existant naturellement chez les individus et des différences dans les habitudes de conversation. Les caractéristiques physiques restent constantes alors que les caractéristiques comportementales de la voix pourraient changer avec le temps en raison de l'âge, des conditions médicales, de l'état émotionnel, etc. La voix n'est pas assez distinctive pour être utilisée pour une identification à grande échelle. Un système de reconnaissance vocale peut être dépendant du texte ou indépendant du texte. Dans un système basé sur un texte, tout sujet doit prononcer une phrase spécifique, tandis qu'un système indépendant du texte reconnaît le sujet indépendamment de ce qu'il parle. Les systèmes indépendants du texte sont plus difficiles à concevoir et plus robustes contre les fraudes.

L'A.D.N. (Support matériel de l'hérédité) :

Présent dans les cellules du corps, il est spécifique d'un individu à un autre et permet de l'identifier de manière certaine à partir d'un simple fragment de peau, d'une trace de sang ou d'une goutte de salive.

Actuellement, le temps requis pour une analyse et le coût associé à celle-ci restreignent son utilisation dans des domaines autres que celui de l'identification judiciaire. Cependant, ce procédé biométrique fait l'objet de recherche intensive puisqu'il représente la technologie d'identification par excellence avec une marge d'erreur bien en dessous des autres moyens biométriques.

L'oreille :

A priori, la technique serait efficace, car il n'existe pas deux formes d'oreilles identiques. Mais il n'existe encore aucune application commerciale.

Démarche :

Les méthodes de reconnaissance basées sur des images utilisant des modalités d'empreinte digitale, de visage ou d'iris nécessitent la coopération du sujet, un contact physique ou une proximité étroite avec des dispositifs de capture. La reconnaissance de la démarche est basée sur la reconnaissance des individus sur la base de la façon dont ils marchent. Cette technique peut être appropriée dans de nombreux cas pratiques où les conditions environnementales changent. Le sujet ne coopère pas et se trouve à distance du dispositif de capture. La reconnaissance de la démarche comporte plusieurs défis. La démarche peut être affectée par les vêtements, les blessures ou tout autre contexte environnemental. Il peut y avoir une grande variation dans les caractéristiques de la démarche d'un individu (intentionnellement ou non) le rendant moins unique par rapport à l'iris ou aux empreintes digitales. Cependant, il reste utile dans de nombreuses applications de surveillance visuelle.

I.7 Les applications et le marché de la biométrie

La croissance mondiale de la biométrie depuis quelques années est incontestable, des recherches récentes par Tractica forecasts confirment que le marché de la biométrie passerait de 2,4 milliards de dollars en 2016 à environ 15,1 milliards de dollars en 2025 enregistrant une croissance annuelle de 22,9%. [17]. La figure 1.3 présente une estimation du revenu biométrique annuel par région entre 2016 et 2025.

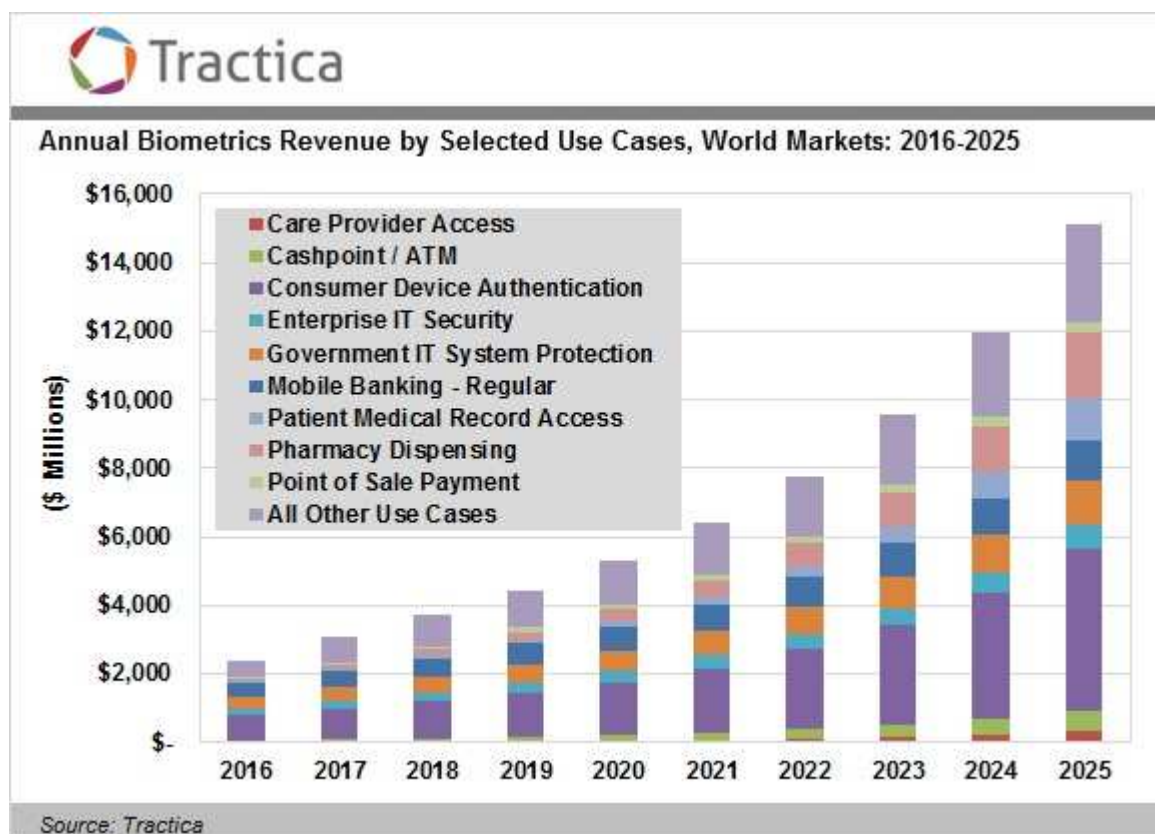


Figure I.3. Revenu biométrique annuel par région [17].

Cette accélération est justifiée par la prolifération des services électroniques qui nécessitent une identification. En plus de cela, l'adoption des documents électroniques, en particulier les passeports biométriques et les cartes d'identité nationales par les principaux gouvernements a augmenté considérablement son utilisation.

I.8 Domaines d'application

Bien qu'il existe de nombreuses applications potentielles de la biométrie, les principales peuvent être divisées en quatre catégories. La première est celle des systèmes de sécurité ou *systèmes d'accès logique*. Leur rôle est de surveiller, restreindre ou autoriser l'accès aux données ou aux informations. Dans ce cas, la biométrie remplace ou complète les codes pin, les mots de passe et les jetons. Le volume et le chiffre d'affaires de l'industrie financière et bancaire (notamment à travers le commerce électronique), en plus de la valeur des données personnelles sensibles véhiculées et/ou sauvegardées dans les réseaux et les ordinateurs, font de la biométrie pour sécuriser l'accès logique une industrie beaucoup plus déployée que celle de la sécurité physique.

La deuxième catégorie d'applications de la biométrie concerne les systèmes d'accès aux installations ou *systèmes d'accès physique*. Leur rôle consiste à surveiller, restreindre ou autoriser le mouvement d'une personne dans ou hors une zone spécifique. Dans ce cas, la biométrie remplace ou complète les clés et les cartes d'accès, permettant aux utilisateurs autorisés l'accès aux zones sécurisées. Les systèmes d'accès physique sont souvent déployés dans les principaux périmètres de l'infrastructure publique, tels que les aéroports, les lieux publics très fréquentés (musées, ...) et les installations frontalières, afin de surveiller et de limiter les mouvements de personnes non autorisées ou suspectes. En plus de l'entrée à des espaces sécurisés, les systèmes d'accès physique appliqués dans un cadre commercial constituent un outil d'aide à la gestion de ressources humaines à travers les systèmes de contrôle d'assiduité des employés en combinant la vérification d'accès à un endroit avec l'enregistrement du moment où l'authentification a été produite.

La troisième catégorie concerne les systèmes biométriques qui assurent *l'unicité des individus*. Ces systèmes se concentrent généralement sur la prévention de la double inscription dans les programmes ou les applications. Leur utilisation principale se produit dans le secteur public notamment dans les programmes d'attribution d'aides sociales ou dans les systèmes de vote.

Enfin, les *applications gouvernementales* constituent la dernière et la plus importante catégorie d'application biométrique. Elles couvrent principalement les domaines militaires et de sécurité intérieure ainsi que le domaine judiciaire (criminologie, contrôle des établissements

pénitentiaires). Elles couvrent également les secteurs civils tels que les services gouvernementaux, l'éducation, le transport et le domaine de la santé [18].



Figure I.4. Applications biométriques

I.9 Évaluation des performances d'un système biométrique

L'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur en biométrie pour plusieurs raisons. Premièrement, elle donne accès aux chercheurs pour mieux tester et évaluer leurs systèmes avec ceux qui existent dans la littérature. En conséquence, elle permet de prendre en considération le comportement des utilisateurs durant le processus d'évaluation. De plus, elle permet d'identifier, pour chaque système, les applications industrielles en se basant sur ces performances.

Les systèmes biométriques sont sensibles aux erreurs suivantes :

Taux de faux rejets (*false rejection rate*, FRR) : la fréquence des rejets par rapport aux personnes qui doivent être correctement vérifiées. Quand un utilisateur autorisé est rejeté il ou elle doit représenter leurs caractéristiques biométriques au système. Notez qu'un faux rejet ne signifie pas nécessairement une erreur du système, par exemple, dans le cas d'un système à base d'empreintes digitales, un mauvais positionnement du doigt sur le capteur ou la saleté peuvent produire des faux rejets.

Taux de fausses acceptations (*false acceptance rate*, FAR) : la fréquence des accès frauduleux à cause d'imposteurs utilisant une fausse identité.

Taux de faux rejets (*false rejection rate*, FRR) : ce taux détermine la probabilité pour qu'un système ne reconnaisse pas une personne qui normalement aurait dû être reconnue. C'est un ratio entre le nombre de personnes légitimes dont l'accès a été refusé et le nombre total de personnes légitimes s'étant présentées.

Taux d'égale erreur (*Equal Error Rate*, EER) : Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

Taux de fausses acceptations et taux de faux rejets

En raison de la nature statistique du taux de fausse acceptation, un grand nombre de tentatives de fraude doivent être entreprises pour obtenir des résultats statistiques fiables. Les essais frauduleux peuvent réussir ou non. Par conséquent il faut trouver un compromis entre les deux taux qui est la jonction des courbes (Figure I.5) où le couple (TFA, TFR) est minimal (TEE) [19].

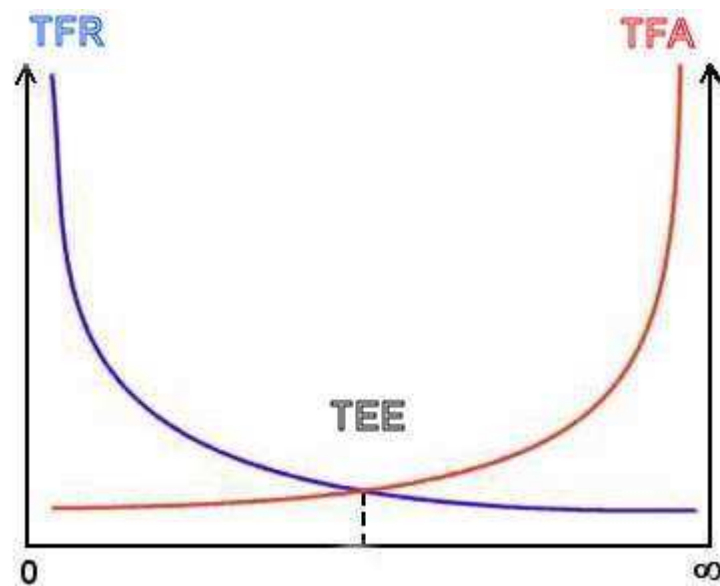


Figure I.5. Illustration du TFR, du TFA et de TEE

I.10 Limites des systèmes biométriques unimodaux

La biométrie établit un lien physique entre un individu et son identité et permet ainsi une identification plus fiable que les méthodes traditionnelles telles que les cartes ou les clés. Cependant, les systèmes biométriques ont des limitations qui empêchent leur utilisation pour toutes les applications actuelles. La principale limitation intègre la performance. Malgré les risques de sécurité inhérents aux moyens d'identification traditionnels (perte, vol ou falsification), ils sont efficaces à 100% en termes de reconnaissance. Si le mot de passe est correct, la réponse du système est « Right », sinon la réponse est « False », de sorte que la correspondance est exacte à 100%.

Cependant, les systèmes biométriques n'ont pas encore réussi à obtenir cette reconnaissance précise, car ils sont basés sur un score de similarité qui est un nombre réel décrivant le degré de similarité entre deux données biométriques. Par conséquent, le module de décision est important pour le système biométrique puisqu'un seuil de décision doit être déterminé et appliqué au score de similarité. Si le score est supérieur à la valeur seuil, les deux échantillons proviennent du même individu et l'identité est bien vérifiée, sinon les deux échantillons proviennent d'individus différents et la personne est rejetée (identité non vérifiée). Ces variations dans les données biométriques et l'absence de correspondance exacte sont dues à plusieurs facteurs :

- **Effet de bruit** dans les données détectées en raison des conditions imparfaites d'acquisition des données. En effet, les données biométriques capturées pourraient être bruyantes ou déformées. Dans les informations biométriques, des variations (telles qu'une mauvaise illumination ou une acquisition bruyante) peuvent générer une correspondance inexacte dans la base de données, c'est-à-dire qu'un imposteur pourrait être mal accepté ou une personne inscrite pourrait être rejetée de manière incorrecte.

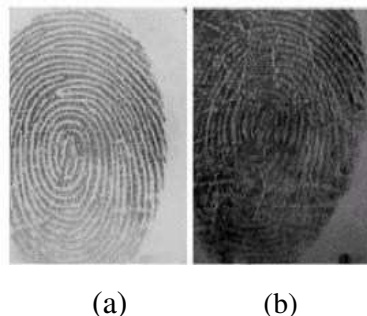


Figure I.6. *Effet des images bruyantes sur un système biométrique*
(a) empreinte digitale obtenue pendant l'inscription. (b) Empreinte digitale obtenue du même utilisateur pendant la vérification après trois mois. Le développement des cicatrices ou de coupures peut donner un résultat erroné. .

- **Non-universalité** : bien que l'on puisse s'attendre à ce que des traits biométriques existent chez chaque individu d'une population donnée, il existe des exceptions dans lesquelles un individu n'est pas en mesure de présenter son trait biométrique en raison de conditions pathologiques ou d'un environnement de travail caractérisé par des activités manuelles qui peut même effacer les données d'empreintes digitales ou d'empreinte palmaire.

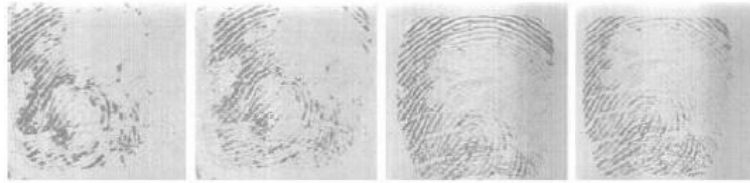


Figure I.7. *La mauvaise qualité des minuties et arrêts.*

- **La variabilité temporelle et la non-unicité** sont également appelées variabilité intra-classe (variation de modalité pour un individu) et la variabilité inter-classe (variation entre les modalités de nombreux individus) peut réduire la précision d'identification des systèmes biométriques. Par exemple, dans le cas de jumeaux identiques, les caractéristiques principales des lignes de leurs paumes peuvent conduire à une correspondance inexacte en raison de données incorrectes induisant un faux rejet.

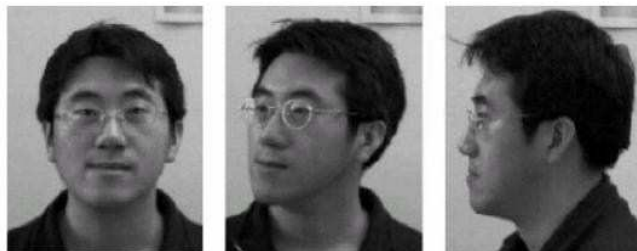


Figure I.8. *Variation d'intra-classe associée avec l'image du visage d'un individu dû au changement de poses. Un système de reconnaissance du visage ne sera pas capable de comparer ces trois images avec succès, bien qu'ils appartiennent à la même personne*

- **Attaques par usurpation** : les systèmes biométriques sont vulnérables aux attaques par usurpation dans lesquelles le trait biométrique peut être imité ou forgé. Par exemple, des empreintes digitales en caoutchouc peuvent être utilisées pour l'usurpation d'identité. De plus, des traits biométriques moins discriminants sont également sujets à de telles attaques.

I.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons principalement décrit le contexte général de la biométrie en décrivant les différentes modalités biométriques, caractéristiques des traits biométriques, les applications et le marché de la biométrie. Par la suite, nous avons traité les limites des systèmes

biométriques unimodaux. Le chapitre suivant présente une multi biométries, les différentes formes de multimodalité et les architectures des systèmes biométriques multimodaux.

Chapitre II

Les Systèmes Multibiométriques

Chapitre II Les Systèmes Multibiométriques

II.1. Introduction

La multimodalité est définie comme l'utilisation de plusieurs systèmes biométriques. Le principal objectif de la fusion de divers systèmes biométriques est de réduire les limites de la biométrie unimodale. En effet, la combinaison de différents systèmes biométriques vise à améliorer les performances de reconnaissance en augmentant la quantité de données discriminantes de chaque personne, et à réduire le risque d'échec de l'enregistrement et la robustesse face aux fraudes. Cette partie sera dédiée à l'étude de plusieurs aspects de la multimodalité. D'abord, nous exposerons les multiples sources d'information des systèmes multimodaux. Ensuite, nous spécifierons les architectures possibles d'un système multimodal. Puis, nous présenterons les différents niveaux de fusion multimodale en particulier la fusion de scores et la phase de normalisation qu'elle requiert.

II.2. La multimodalité

Face aux nombreuses limitations imposées par l'utilisation des systèmes biométriques unimodaux, la biométrie multimodale s'impose de manière indéniable comme une alternative d'avenir dans le domaine de la sécurité des personnes et leurs biens. Bien que le couplage des systèmes biométriques peut être effectué à différents niveaux, la fusion au niveau des scores est la plus courante puisqu'elle a été généralement prouvée plus efficace que le reste des niveaux de fusion.

La biométrie multimodale consiste à combiner plusieurs systèmes biométriques. Elle permet de réduire certaines limitations des systèmes biométriques, comme l'impossibilité d'acquérir les données de certaines personnes ou la fraude intentionnelle, tout en améliorant les performances de reconnaissance. Ces avantages apportés par la multi modalité aux systèmes biométriques "monomodaux" sont obtenus en fusionnant plusieurs systèmes biométriques.

Pourquoi la multimodalité ?

Bien que les techniques de reconnaissance biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut garantir actuellement un excellent taux de reconnaissance avec des systèmes biométriques unimodaux, basés sur une unique signature biométrique. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants :

- Bruit introduit par le capteur
- Non-universalité
- Manque d'individualité
- Manque de représentation invariante

- Sensibilité aux attaques

Ainsi, à cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes biométriques unimodaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité. Pour pallier à ces inconvénients, une solution est l'utilisation de plusieurs modalités biométriques au sein d'un même système, on parle alors de système biométrique multimodal.

II.2.1. Différentes formes de multimodalité

La multimodalité au sens large se réfère à cinq scénarios différents comme illustré à la figure II.1, qui sont :

1. **Systèmes multi-instances** : il s'agit d'utiliser un seul capteur pour extraire des instances du même caractère biométrique, afin d'obtenir plusieurs variations de ce trait en enrichissant le modèle biométrique de l'individu. Par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage en changeant la pose, l'expression, et/ou l'illumination.
2. **Systèmes multi-capteurs** : dans ce système nous utilisons plusieurs capteurs pour acquérir la même modalité, afin d'extraire plusieurs informations de même trait biométrique. Exemple la capture de la texture 2D, de la surface 3D, ainsi que l'image infrarouge de visage de l'individu avec différentes gammes de capteurs.
3. **Systèmes multi-algorithmes** : dans ce genre de système plusieurs algorithmes sont utilisés, dans la phase d'extraction de caractéristiques et/ou dans la phase de la mise en comparaison pour traiter la même donnée. Exemple l'utilisation des algorithmes pour analyser la texture et les minuties de l'empreinte digitale afin d'extraire des caractéristiques pouvant améliorer la performance du système [14].
4. **Systèmes multi-échantillons** : ce type de système associe plusieurs échantillons de la même biométrie. C'est le cas par exemple de l'iris gauche et droit, ou deux empreintes digitales de doigts différents. Ce genre de système ne nécessite ni plusieurs algorithmes, ni plusieurs capteurs, cependant il exige plusieurs références contrairement au système multi-instance qui n'utilise qu'une seule.
5. **Systèmes multi-biométries** : (ou système multimodale au sens strict) ici on combine différents traits biométriques d'un individu par exemple le visage et l'iris, le visage et l'empreinte digitale etc. Il faut noter ici que l'utilisation des biométries décorrélés (comme la rétine et la démarche) peut donner un système plus performant que celui obtenu en fusionnant deux biométries corrélés (comme la voix et le mouvement des lèvres) [15].

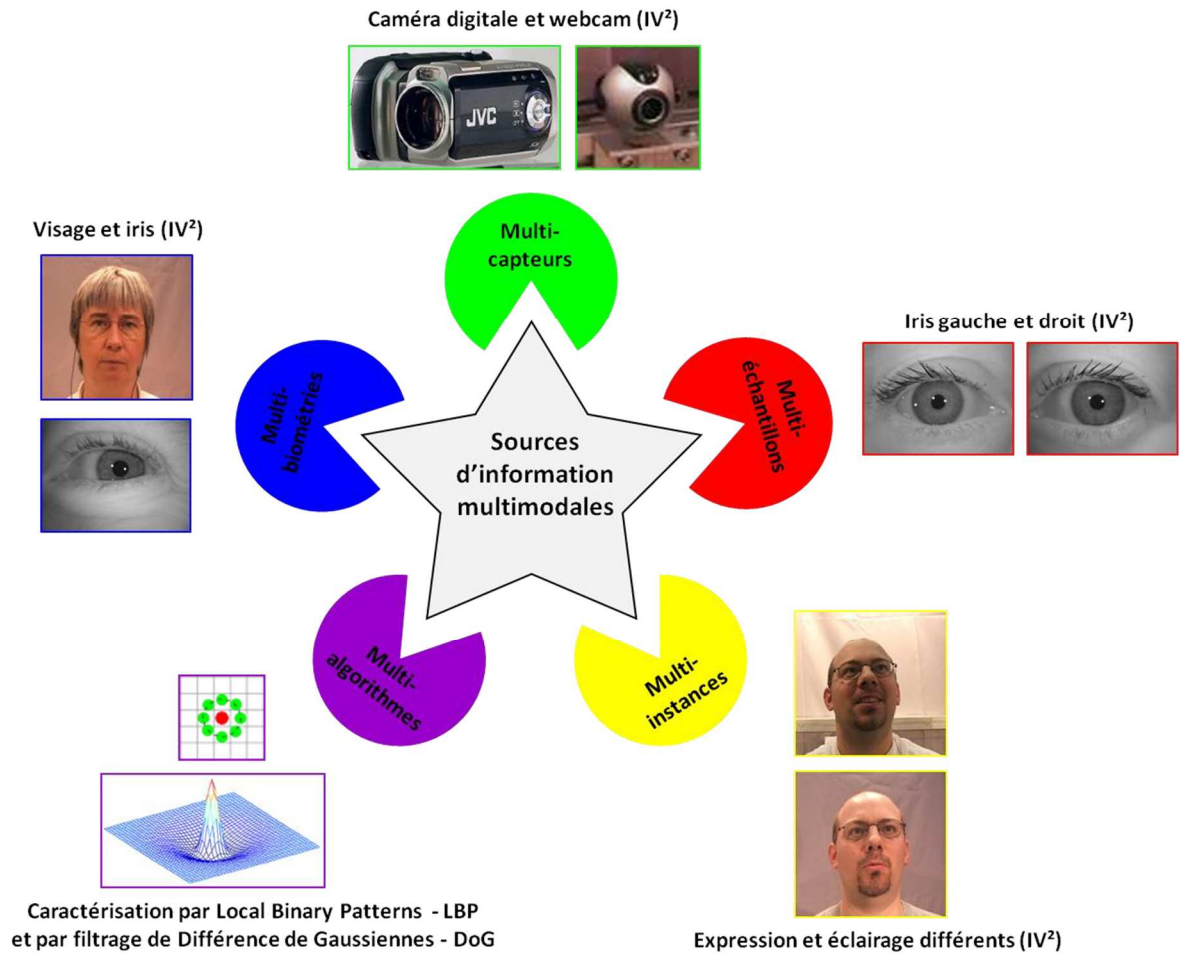


Figure II. 1. Les multiples sources d'information dans un système biométrique multimodal.

II.3 Avantages des systèmes multibiométriques par rapport aux systèmes unibiométriques

Nous discutons de certains avantages des systèmes multibiométriques par rapport aux systèmes unibiométriques dans les paragraphes suivants [20].

Les systèmes multibiométriques s'attaquent au problème de la non-universalité, c'est-à-dire à une couverture limitée de la population. Par exemple, si la mauvaise qualité des empreintes digitales d'une personne l'empêche de s'inscrire dans le système ; ensuite, l'utilisation d'autres traits biométriques tels que l'iris, le visage, la voix, etc. aidera le système à acquérir des données biométriques utiles et à recruter l'utilisateur.

Il est extrêmement difficile de falsifier plusieurs traits biométriques d'un utilisateur légitime. Si chaque sous-système détermine la probabilité que le trait particulier soit une falsification, il est possible de déterminer la probabilité que l'utilisateur soit un imposteur en utilisant une technologie de fusion appropriée. De plus, un mécanisme de réponse à une question peut être inclus qui demande à l'utilisateur de présenter le sous-ensemble aléatoire de

traits (dans un ordre particulier) au moment de l'acquisition. Cela garantirait que le système interagit avec un utilisateur actif.

Les systèmes multibiométriques résolvent efficacement le problème posé par les données bruitées. Lorsque les informations acquises à partir d'un trait biométrique sont corrompues par le bruit, il est possible d'utiliser les informations acquises à partir de l'autre trait biométrique. Certains systèmes prennent également en compte la qualité des signaux biométriques d'entrée acquis au cours du processus de fusion. L'estimation de la qualité des données biométriques acquises est en soi un problème complexe. Cependant, s'ils sont effectués correctement, les systèmes multibiométriques procurent des avantages considérables.

Un système multibiométrique agit comme un système tolérant aux pannes en continuant de fonctionner même lorsque les informations provenant de certaines sources biométriques deviennent peu fiables en raison de dysfonctionnements du capteur ou du logiciel ou de la manipulation intentionnelle de l'utilisateur. La tolérance aux pannes est généralement souhaitable dans les systèmes d'authentification impliquant un grand nombre de sujets (par exemple, dans les applications de contrôle des frontières).

La consolidation des preuves provenant de sources multiples peut offrir une amélioration substantielle de la précision des systèmes biométriques. L'utilisation de sources d'informations appropriées et la méthodologie de fusion appropriée déterminent l'amélioration de la précision de l'appariement. La disponibilité de sources multiples augmente également l'espace disponible pour les fonctionnalités, augmentant ainsi le nombre d'individus pouvant faire l'objet d'une discrimination fiable. Par conséquent, la capacité (c'est-à-dire le nombre d'utilisateurs pouvant être inscrits) d'un système d'identification peut être augmentée.

II.4. Les architectures des systèmes biométriques multimodaux

Les systèmes multimodaux combinent plusieurs systèmes biométriques et nécessitent donc l'acquisition et le traitement de données multiples. L'acquisition et le traitement peuvent s'effectuer soit successivement, on parle donc d'architecture sérielle, soit simultanément, dans ce cas, on parle d'architecture en parallèle.

L'architecture est principalement liée au traitement. En fait, l'acquisition de données biométriques est généralement séquentielle pour des raisons pratiques car il est difficile d'acquérir une empreinte digitale et une image de l'iris en même temps dans de bonnes conditions. Cependant, dans certains cas, des acquisitions peuvent être effectuées simultanément lorsque différentes données utilisent le même capteur, par exemple les capteurs de plusieurs doigts peuvent acquérir simultanément plusieurs empreintes digitales.

Par conséquent, l'architecture est généralement liée au traitement et en particulier à la phase de décision. En effet, la différence entre les systèmes multimodaux en série et en parallèle consiste à obtenir un score de similarité après chaque acquisition (fusion en série) ou à procéder à toutes les acquisitions avant de prendre une décision (fusion en parallèle).

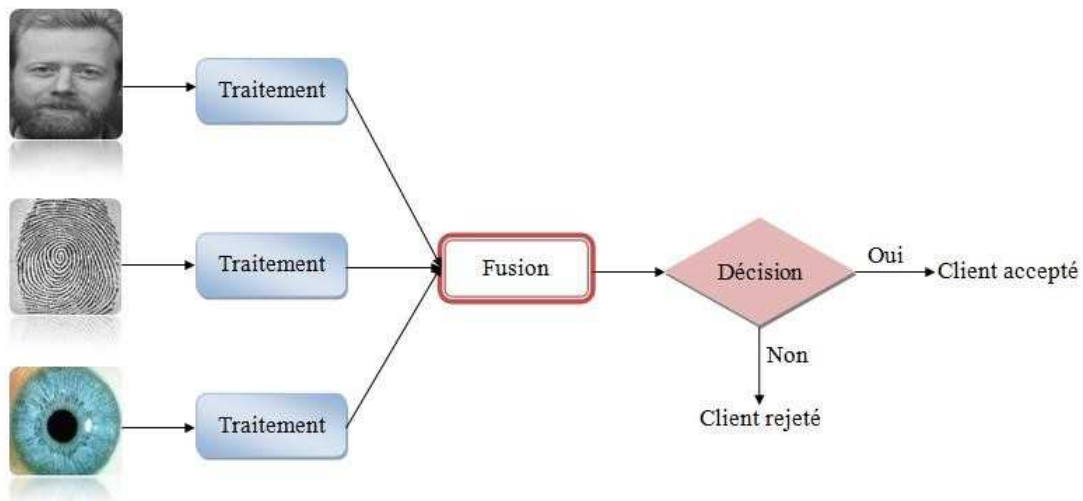


Figure II.2. Architecture de fusion en parallèle.

L'architecture de type parallèle (figure II.2) est la plus utilisée car elle permet d'utiliser toutes les données disponibles et améliore ainsi les performances du système. Toutefois, l'acquisition et le prétraitement d'un grand nombre de données biométriques sont coûteux en temps et en matériel, et réduisent également la commodité d'utilisation. Par conséquent, l'architecture série (figure II.3) peut être préférée dans certaines applications. Par exemple, elle peut résoudre le problème de certaines personnes qui ne sont pas en mesure de présenter leur empreinte digitale pour l'authentification. Elles peuvent donc présenter leur iris.

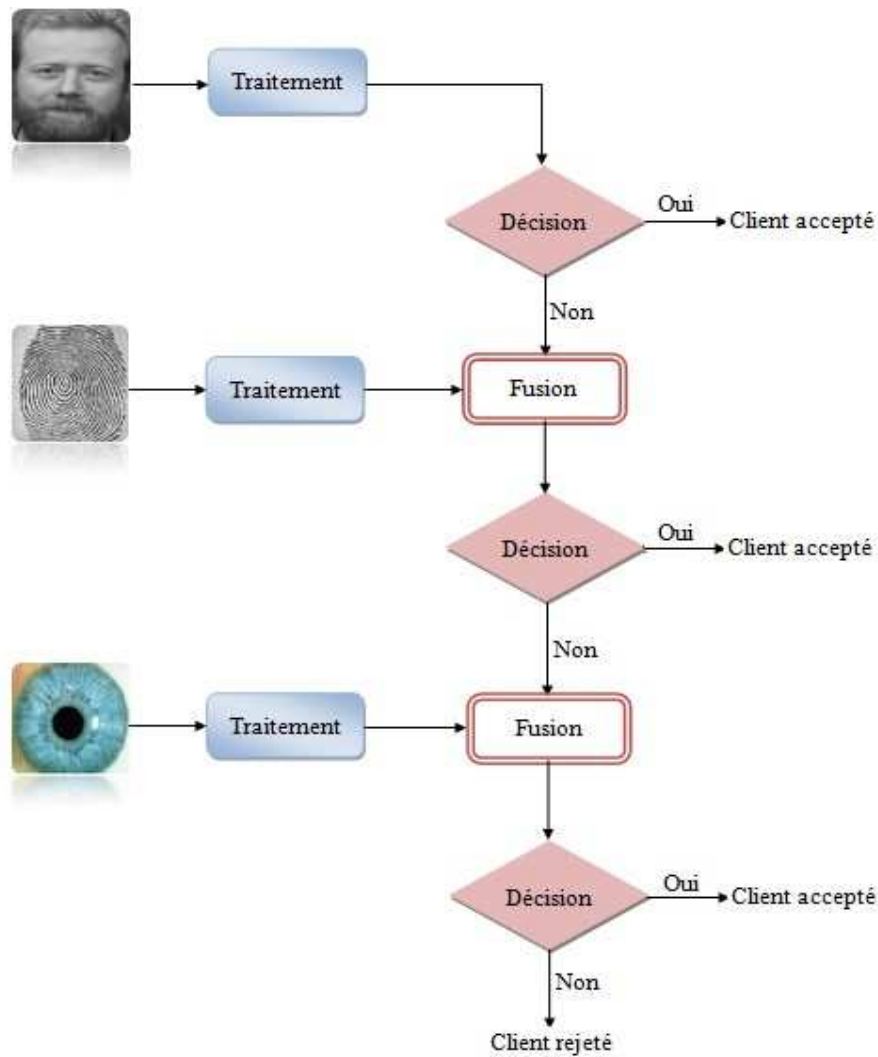


Figure II.3. Architecture de fusion en série

La fusion de plusieurs systèmes biométriques peut avoir lieu à quatre niveaux différents : niveau de capteurs, niveau de caractéristiques extraites, niveau de score correspondant et niveau de décision (figure II.4). Ces quatre niveaux peuvent être classés en deux sous-ensembles : fusion avant classification et fusion après classification.

II.5. Fusion de données

Dans la littérature, différentes modalités peuvent être fusionnées afin d'améliorer la précision des systèmes biométriques. Le schéma de fusion peut être exécuté à quatre niveaux différents : fusion au niveau des capteurs, fusion au niveau des caractéristiques, fusion au niveau des scores, fusion au niveau des décisions, comme indiqué à la figure II.4. Ces quatre niveaux peuvent être classés en deux sous-catégories, à savoir la fusion avant l'étape classification et la fusion après l'étape classification.

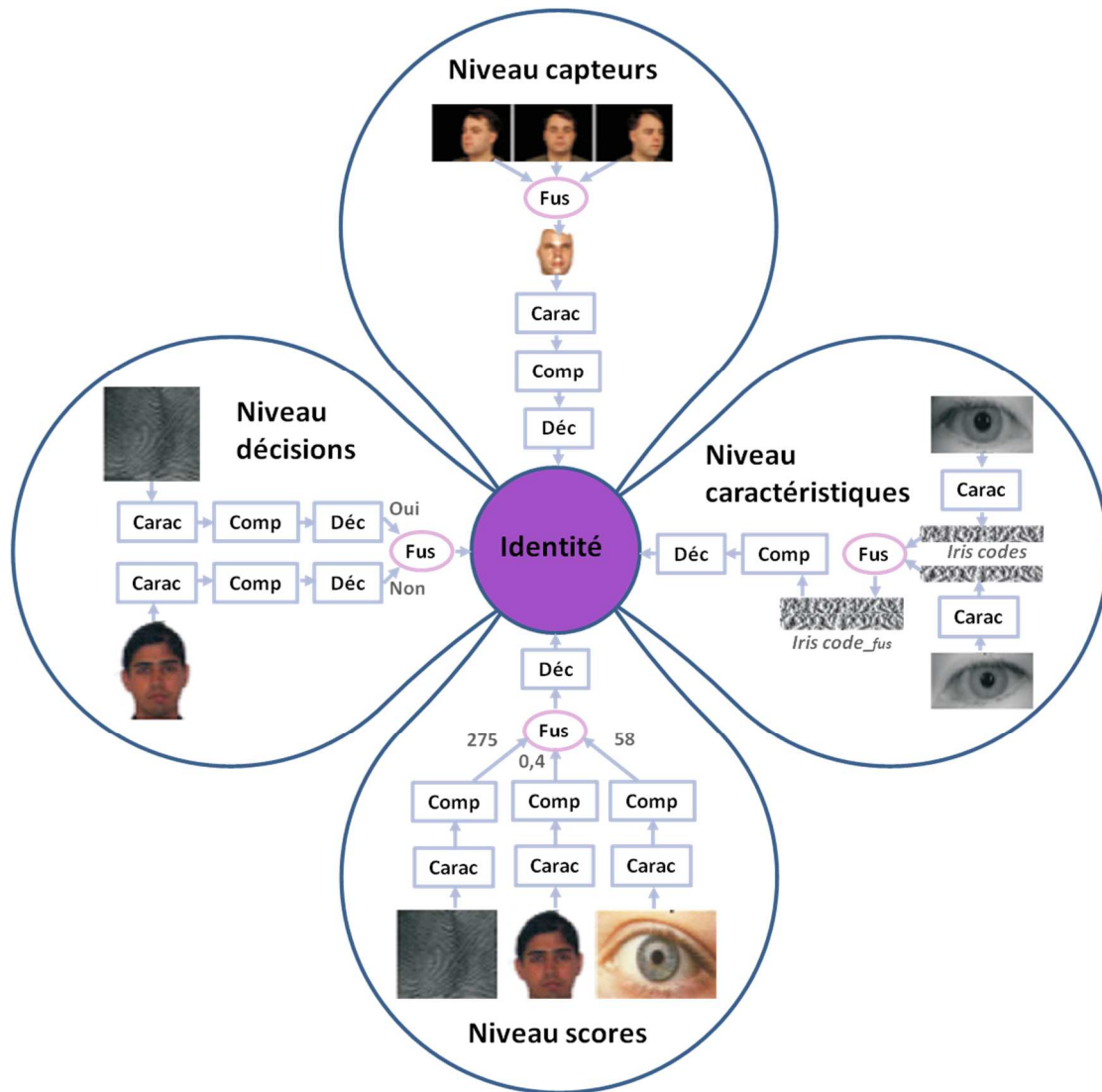


Figure II.4. Les différents niveaux de fusion dans un système biométrique multimodal (adapté depuis [21]).

II.5.1 La fusion avant la correspondance : se fait avant le module de mise en correspondance, au niveau du capteur ou au niveau des caractéristiques.

II.5.1 .1 Fusion au niveau des capteurs

La fusion au niveau du capteur est le premier niveau de fusion. Le but de cette fusion est de générer une nouvelle capture, de meilleure qualité que les sources capturées, à traiter avant l'extraction des caractéristiques. Cette technique est appelée fusion d'image ou fusion de pixels dans la zone de traitement d'image. Cette fusion est relativement peu utilisée car elle nécessite des données homogènes. En effet, la fusion au niveau du capteur peut être réalisée à l'aide de différentes captures compatibles d'instances dérivées du même trait biométrique, ou de plusieurs instances du même trait biométrique détectées à partir d'un même capteur. La fusion des données n'est généralement pas possible si les instances des données sont incompatibles.

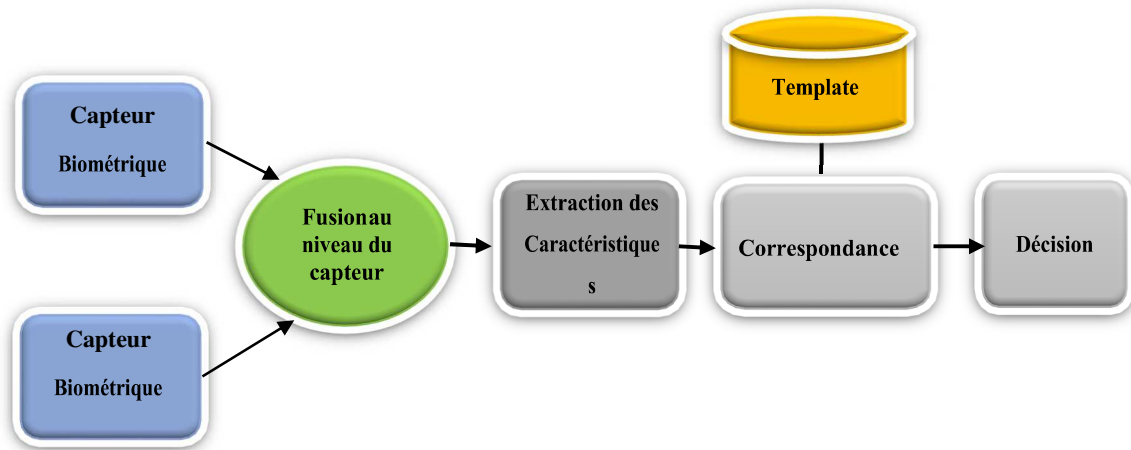


Figure II.5. Fusion aux niveaux du capteur

II.5.1.2 Fusion au niveau des caractéristiques

Il s'agit de combiner des vecteurs caractéristiques provenant de différents capteurs ou obtenus suite à l'application d'algorithmes différents sur une même donnée biométrique. Lorsque les vecteurs caractéristiques sont homogènes, par exemple plusieurs impressions d'empreinte digitale d'un doigt, une somme pondérée peut être appliquée pour obtenir un seul vecteur caractéristique. Si les vecteurs caractéristiques sont hétérogènes, par exemple s'ils sont issus de différents algorithmes de caractérisation ou de différents traits biométriques, et s'ils sont compatibles, ce qui n'est pas toujours le cas comme pour les minuties et les coefficients d'analyse en composantes principales d'une empreinte digitale, ils peuvent être concaténés en un unique vecteur caractéristique. La fusion au niveau des caractéristiques offre certes une information plus riche mais, néanmoins, elle est difficile à réaliser dans la pratique pour les raisons suivantes :

- La dépendance entre les espaces caractéristiques à fusionner qui est généralement inconnue et qui nécessite d'éliminer les caractéristiques fortement corrélées.
- La concaténation des vecteurs caractéristiques risque de conduire à un espace caractéristique excessivement grand.
- Les vecteurs caractéristiques générés par les systèmes biométriques commerciaux sont :
- La propriété des vendeurs qui, la plupart du temps n'y donnent pas accès.

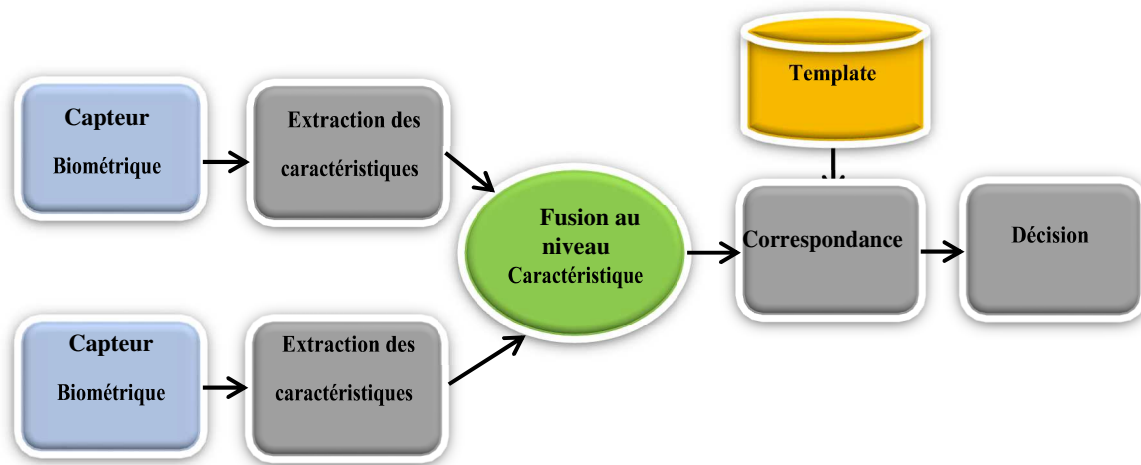


Figure II.6. *Fusion au niveau des caractéristiques*

II.5.2 La fusion après la correspondance :

La fusion après la correspondance repose principalement sur la fusion des classificateurs. En fait, ce type de fusion est le plus étudié par les chercheurs. Une telle fusion peut être effectuée au niveau du score, au niveau du rang ou au niveau de la décision.

II.5.2.1 Fusion au niveau du rang

La fusion au niveau du rang est la méthode qui consolide plus de deux résultats d'identification pour améliorer la fiabilité de l'identification des personnes. Quand la sortie de chaque “matcher” (module de reconnaissance) biométrique est un sous-ensemble de correspondances possibles triées dans un ordre décroissant de confiance, la fusion peut se faire au niveau rang. Ho et al. [22] décrivent un système biométrique multimodal fondé sur la fusion au niveau du rang en utilisant les approches high strank, Borda count et logistic regression.

II.5.2.2 Fusion au niveau des scores

La fusion au niveau des scores est appelée la combinaison des scores de similarité dérivés de différents classificateurs. Ce type de fusion est le plus utilisé car il peut s'appliquer à tous les types de systèmes (contrairement à la fusion avant classification), dans un espace de petite dimension (la taille du vecteur de scores représente le nombre de sous-systèmes), utilisant des méthodes relativement simples et efficaces et traitant plus d'informations que la fusion décisionnelle. En effet, la fusion au niveau des scores représente le meilleur compromis entre richesse de l'information et facilité de mise en œuvre.

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus de différents classificateurs. La première consiste à considérer cela comme un problème de classification cherchant à séparer

les deux classes Authentique et Imposteur dans l'espace N dimensionnel des partitions. La seconde consiste à traiter le sujet comme un problème de combinaison dans lequel les scores sont traités séparément avant la combinaison pour obtenir le score final.

Dans l'approche de la classification, un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant les scores correspondants donnés par chaque classificateur. Ce vecteur est ensuite affecté au deuxième niveau de classification en fonction de deux classes : "accepté" ou "rejeté". Il est à noter que les scores obtenus à partir de différentes modalités peuvent être non homogènes (mesure de distance ou similarité, plages de valeurs différentes, etc.). Différents classificateurs peuvent être utilisés, tels que réseaux neuronaux, machines à vecteurs de support (SVM), arbres de décision, réseaux bayésiens, etc. ...

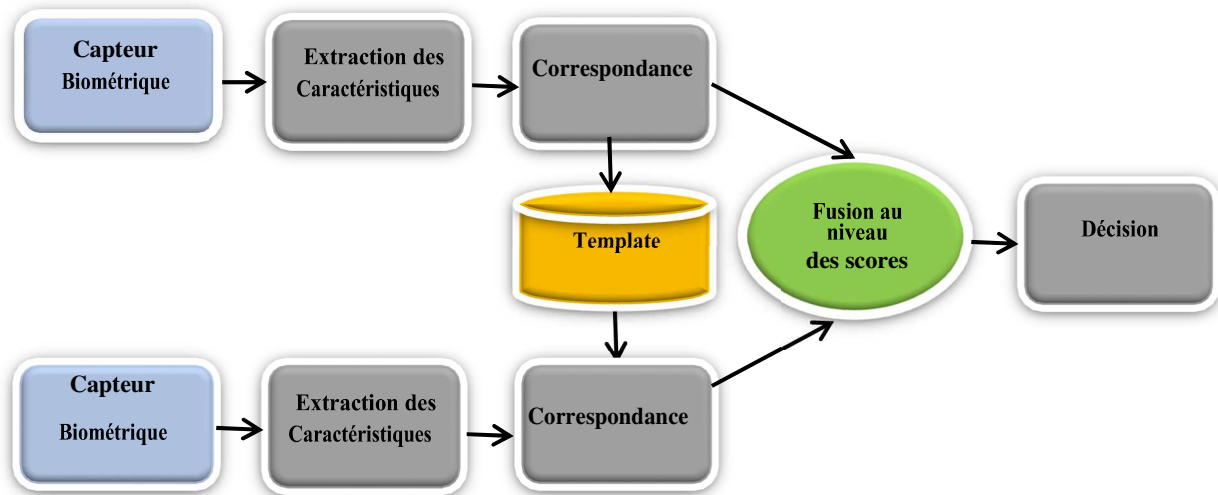


Figure II.7. Fusion au niveau des scores.

II.5.2.3 Fusion au niveau des décisions

Il s'agit de combiner les décisions des systèmes biométriques qui donnent chacun une réponse (accepté : 1 ou rejeté : 0, dans le cas de la vérification) selon l'entrée qui leur est présentée. Ce niveau de fusion peut s'opérer par des règles simples telles que le ET, le OU et le vote à la majorité, ainsi que par des règles plus complexes par vote pondéré ou par classification dans l'espace des décisions [23]. La fusion au niveau des décisions a l'avantage d'être simple. Par contre, l'information dont elle fait usage est très limitée (0 ou 1).

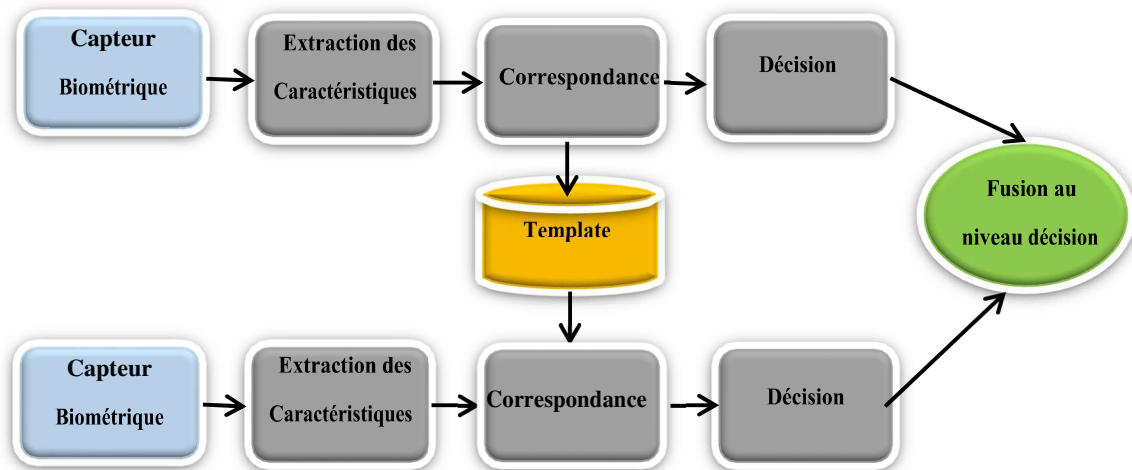


Figure II.8. Fusion au niveau de la décision

II.6 Fusion au niveau des scores

Dans le contexte d'un système de vérification, deux approches sont envisageables pour fusionner les scores issus des différents comparateurs ou *matchers* individuels : l'approche par classification et l'approche par combinaison de scores.

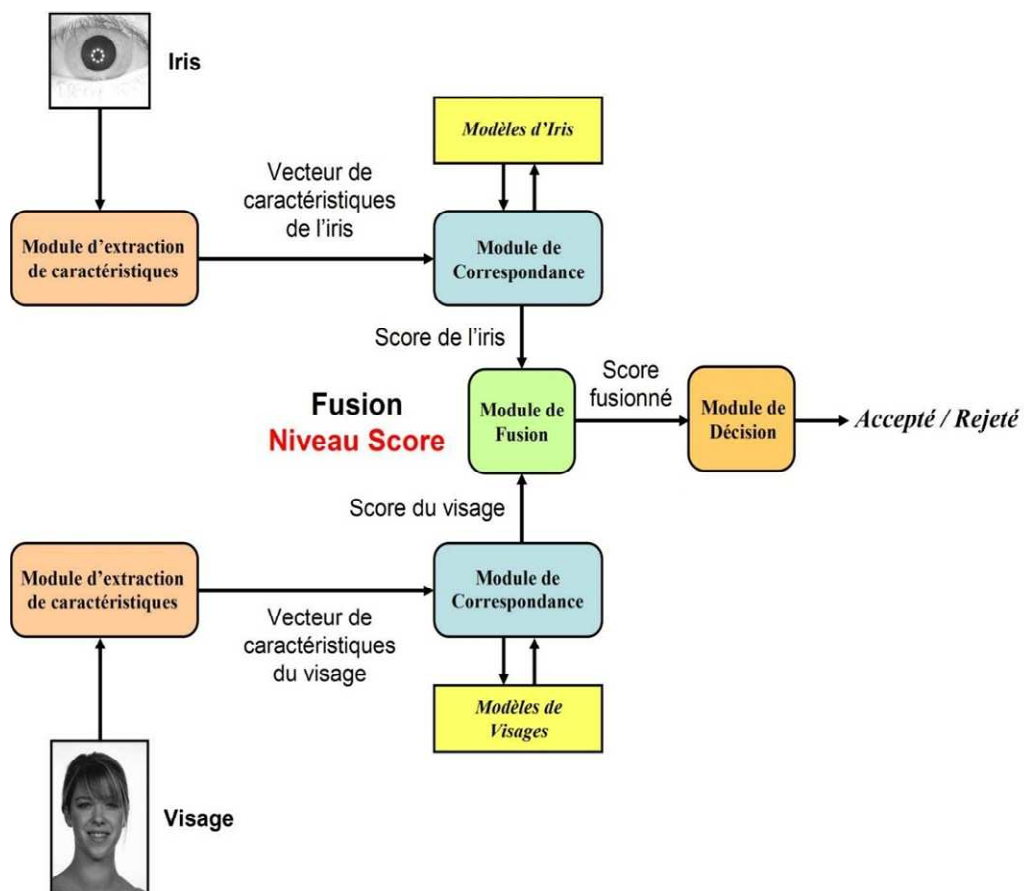


Figure II. 9. Fusion au niveau score dans un système biométrique multimodal.

Dans l'approche par classification, un vecteur caractéristique formé par les scores des *matchers* individuels est attribué à l'une des classes « accepté » (appelé aussi autorisé / authentique / client) ou « rejeté » (imposteur). Généralement, le classifieur utilisé est capable de prendre une telle décision indépendamment de la manière avec laquelle le vecteur caractéristique des scores a été généré, ce qui permet de fusionner des scores non homogènes en sortie des différents *matchers* (distance ou similarité, différents intervalles de scores, ...) sans aucun traitement préalable avant de les passer au classifieur.

Plusieurs classifieurs ont été utilisés pour consolider les scores des *matchers* individuels et arriver à une décision finale. Nous pouvons citer, comme exemple, le travail de Wang et al. qui ont appliqué une LDA (*Linear Discriminant Analysis*) et un réseau de neurones RBF (*Radial Basis Function*) pour classifier un vecteur caractéristique 2D construit à partir de scores issus de deux modules de reconnaissance par le visage et par l'iris [3]. Ross et Jain ont proposé une fusion de scores par arbre décisionnel et par LDA dans un système multimodal par le visage, l'empreinte digitale et la géométrie de la main [24]. Dinerstein et al. ont aussi fusionné les scores issus de trois modules de reconnaissance par le visage, par la géométrie de la main et par l'ADN moyennant un classifieur multi-SVM (*Support Vector Machine*) à noyaux RBF [25]. Un autre classifieur k-NN (*k-Nearest Neighbor*) a été utilisé pour affecter des poids statiques à des scores venant de trois modules différents de reconnaissance du visage par lumière visible et infrarouge afin de résister à la variation d'éclairage et aux occlusions [26]. Kumar et Devi ont fusionné les scores d'un système d'identification par l'iris et l'empreinte digitale via une méthode de regroupement (*clustering*) appelée k_means couplée à un classifieur SVM [27]. Fakhar et al. ont fusionné des scores de visage et d'empreintes digitales à l'aide d'un classifieur flou basé sur l'intégrale supérieure et les mesures floues de Sugeno [28].

D'un autre côté, l'approche par combinaison combine les scores issus des *matchers* individuels en formant un unique score qui sera utilisé par la suite pour prendre la décision finale. De ce fait, les scores des différents *matchers* doivent d'abord subir une normalisation pour être transformés dans un domaine commun assurant une cohérence des données lors de la combinaison. Kittler et al. ont développé un formalisme mathématique pour consolider la combinaison de plusieurs classifieurs en utilisant des schémas évidents tels que la règle somme, la règle produit, la règle maximum, la règle minimum entre autres [29]. Pour pouvoir utiliser ces schémas, les scores doivent, d'abord, être transformés en des probabilités *a posteriori* conformément à un utilisateur autorisé ou imposteur. Kittler et al. Considèrent le

problème de classer un modèle d'entrée Z en l'une des m classes possibles (où $m = 2$ pour un système de vérification) d'après l'information fournie par R *matchers* différents. Soit $\vec{x}_i$ le vecteur caractéristique (construit à partir du modèle d'entrée Z) présenté au $i^{\text{ème}}$ *matcher*. Soient $P(\omega_j|\vec{x}_i)$ les sorties des *matchers* individuels, c'est-à-dire les probabilités *a posteriori* du modèle Z appartenant à la classe ω_j sachant le vecteur caractéristique $\vec{x}_i$. Soit $c \in \{1, 2, \dots, m\}$ le numéro de la classe ω_c à laquelle le modèle d'entrée Z est finalement assigné ; c peut être alors déterminé en utilisant les règles suivantes [30] :

La règle Produit : Cette règle est basée sur l'hypothèse d'une indépendance statistique des représentations $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_R$; ce qui est généralement vérifié dans le cas de multimodalité utilisant différents traits (iris, visage, empreinte digitale, ...). Ceci est alors donné par l'équation

(II.1) :

$$c = \operatorname{argmax}_j \prod_{i=1}^R P(\omega_j|\vec{x}_i) \quad (\text{II.1})$$

La règle Somme : En plus de l'hypothèse d'indépendance statistique des représentations, la règle somme suppose que les probabilités *a posteriori* calculées à partir des *matchers* individuels ne dévient pas beaucoup par rapport aux probabilités *a priori*. Cette règle s'avère plus efficace que la règle produit dans le cas d'un haut niveau de bruit menant à une ambiguïté dans le problème de classification. Le modèle Z est assigné à la classe c par la règle somme selon l'équation (II. 2) :

$$c = \operatorname{argmax}_j \sum_{i=1}^R P(\omega_j|\vec{x}_i) \quad (\text{II.2})$$

La règle Maximum : La moyenne des probabilités *a posteriori* est approximée par la valeur maximale. La classe c du modèle d'entrée Z est alors donnée par l'équation (II. 3) :

$$c = \operatorname{argmax}_j \left(\max_i P(\omega_j|\vec{x}_i) \right) \quad (\text{II.3})$$

La règle Minimum : Cette règle approxime la classe c du modèle Z selon l'équation (II. 4) par le minimum des probabilités *a posteriori*.

$$c = \operatorname{argmax}_j \left(\min_i P(\omega_j|\vec{x}_i) \right) \quad (\text{II.4})$$

Ceci étant dit, l'hypothèse d'indépendance statistique des représentations $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_R$ peut ne pas être vérifiée dans un système biométrique multimodal utilisant différentes représentations caractéristiques et différents algorithmes de classification sur *le même trait biométrique* [31]. C'est pourquoi, d'autres alternatives ont été proposées. Certaines s'appuient sur une *estimation non paramétrique de densité* et utilisent un test de ratio de vraisemblance

pour prendre la décision finale [31] [32]. D'autres utilisent des *statistiques Bayésiennes* prenant en compte la précision estimée des *matchers* individuels lors du processus de fusion [33].

La combinaison de scores peut également se calculer par une *somme pondérée* des scores issus des *matchers* individuels. Certains travaux assignent des poids statiques aux scores des *matchers* individuels [3]. D'autres proposent d'utiliser des poids spécifiques à chaque utilisateur pour les différentes modalités [34]. D'autres encore présentent une manière adaptative de combiner les scores par somme pondérée via un processus d'apprentissage de poids hors ligne se basant sur les EERs des *matchers* individuels et des poids en ligne attribuant une plus grande importance aux scores situés aux premiers rangs de l'identification [35].

Il est important de noter que Ross et Jain ont montré que l'approche par combinaison de scores s'avère plus efficace que certaines approches par classification, telles que les arbres de décision et l'analyse linéaire discriminante [24]. Cependant, ils affirment qu'il n'existe pas de schéma unique, que ce soit par classification ou par combinaison de scores, qui soit le meilleur en toutes circonstances. Aussi, lorsque les sorties des *matchers* individuels sont de simples scores, sans mesure de la qualité de l'échantillon, il est plus judicieux de combiner directement les scores en utilisant la méthode appropriée plutôt que de les convertir en probabilités [24] [36]. Ce type d'approche par combinaison sera adopté dans les méthodes monomodales par le visage et dans la fusion multimodale basée sur l'iris et le visage.

II.7 Normalisation des scores

Une étape de normalisation est généralement nécessaire avant que les scores bruts provenant de différents classificateurs puissent être combinés dans l'étape de fusion. En effet, trois points essentiels doivent être considérés

- Les sorties des modules de correspondance ou *matchers* individuels peuvent être non homogènes (distances/similarités),
- Les scores risquent de se situer dans des intervalles différents,
- Les distributions statistiques des sorties de chaque *matcher* peuvent être différentes.

Nous présentons dans la suite, les méthodes de normalisation les plus connues [20].

Normalisation par la méthode Min-Max : La technique de normalisation la plus simple est la normalisation Min-Max. Cette technique convient mieux au cas où les limites (valeurs maximales et minimales) des scores produits par un *matcher* sont connues. Dans ce cas, les scores minimum et maximum peuvent être facilement décalés vers 0 et 1 respectivement. Lorsque les scores de *matcher* ne sont pas délimités, les valeurs minimales et maximales peuvent être estimées pour l'ensemble de scores de *matcher* d'entraînement donné, puis la

normalisation min-max peut être appliquée. Soit $\{s_k\}$, $k = 1, 2, \dots, n$ désigne un ensemble de scores correspondants, puis les scores normalisés sont donnés par:

$$s'_k = \frac{s_k - \min}{\max - \min} \quad (\text{II. 5})$$

Dans le cas où les valeurs minimales et maximales sont estimées à partir de l'ensemble de scores donné, la méthode est sensible à la présence de valeurs aberrantes dans les données fournies et n'est donc pas robuste. Après la normalisation min-max, la distribution initiale des scores est conservée mais tous les scores se situent dans la plage $[0, 1]$. Après normalisation, les scores de distance peuvent facilement être convertis en scores de similarité en soustrayant le score de distance de 1.

Normalisation par la méthode Decimal-scaling : cette méthode peut être appliquée lorsque les scores de différents correspondants sont sur une échelle logarithmique. La normalisation suivante peut être appliquée.

$$s'_k = \frac{s_k}{10^n} \quad (\text{II. 6})$$

Où $n = \log_{10}(\max(s_i))$. Par exemple, si deux correspondants avaient des scores compris entre $[0, 10]$ et $[0, 1000]$, cette technique de normalisation peut être appliquée et les scores peuvent être transformés en un intervalle commun $[0, 1]$. Les valeurs de n dans ce cas seraient 1 et 3. La normalisation décimale n'est pas robuste. L'autre problème est l'hypothèse implicite selon laquelle les scores de différents correspondants varient d'un facteur logarithmique.

Normalisation par la méthode Z-scores : La technique de normalisation la plus couramment utilisée est la normalisation du z-scores [36]. Il utilise la moyenne arithmétique et l'écart type des données d'apprentissage. Ce schéma fonctionne bien lorsque la moyenne et la variance de la distribution des scores des correspondants sont connues. Si ces connaissances préalables ne sont pas disponibles, la moyenne et l'écart type des scores doivent être estimés à partir de données d'entraînement données. Les scores normalisés sont donnés par.

$$s'_k = \frac{s_k - \mu}{\sigma} \quad (\text{II. 7})$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ est la déviation standard. Étant donné que l'écart moyen et l'écart type sont sensibles aux valeurs aberrantes, cette méthode n'est pas robuste. Cette méthode ne garantit pas une plage numérique commune pour les scores normalisés. Si les scores en entrée ne sont pas distribués gaussiens, cette méthode ne conserve pas la distribution en entrée à la sortie. En effet, la moyenne et l'écart type ne sont les paramètres optimaux de localisation et d'échelle que pour une distribution gaussienne. Pour les distributions arbitraires, l'écart moyen et l'écart type sont les estimations raisonnables d'emplacement et d'échelle mais ne sont pas optimales.

Normalisation par la méthode Médiane et écart absolu médian MAD (*Medium Absolute Deviation*) : Les statistiques de la médiane et de la déviation absolue médiane (MAD) sont moins sensibles aux valeurs aberrantes et aux points dans les extrémités extrêmes de la distribution. Par conséquent, un schéma de normalisation utilisant la médiane et MAD est robuste. Les scores normalisés utilisant ce schéma sont donnés par

$$s'_k = \frac{s_k - \text{median}}{\text{MAD}} \quad \text{Avec} \quad \text{MAD} = \text{median}(|s_k - \text{median}|) \quad (\text{II. 8})$$

Pour les distributions de scores autres que gaussiennes, les médianes et les MAD sont de mauvaises estimations des paramètres de localisation et d'échelle. Par conséquent, cette technique ne préserve pas la distribution des entrées et ne transforme pas les scores en une plage numérique commune.

Normalisation par la méthode Fonction double sigmoïde : Les scores normalisés obtenus en utilisant la fonction double sigmoïde sont donnés par.

$$s'_k = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp(-2(s_k - t/r_1))} & \text{si } s_k < t \\ \frac{1}{1 + \exp(-2(s_k - t/r_2))} & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II. 9})$$

Cette technique garantit la transformation des scores dans un intervalle commun entre 0 et 1 mais demande un réglage prudent des paramètres t , r_1 et r_2 pour avoir une bonne efficacité. Les scores qui se situent dans l'intervalle $[t - r_1, t + r_2]$ correspondent à la zone de recouvrement des distributions authentiques et imposteurs et subissent une transformation linéaire, alors que les scores en dehors de cette marge sont transformés d'une façon non linéaire. Un exemple de fonction de normalisation par double sigmoïde est présenté dans la Figure II. 10, où $t = 200$, $r_1 = 20$ et $r_2 = 30$.

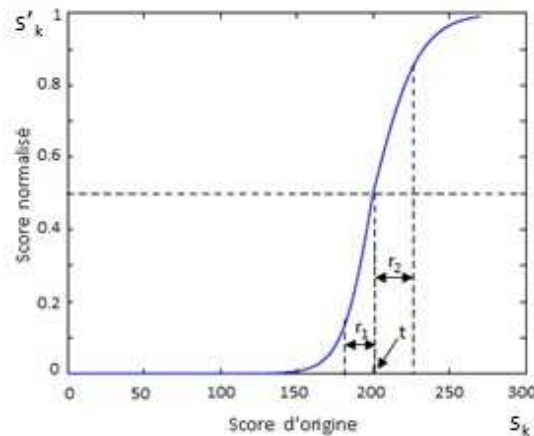


Figure II. 10. Fonction de normalisation des scores par double sigmoïde, $t = 200$, $r_1 = 20$ et $r_2 = 30$.

Normalisation par la méthode Estimateurs Tanh (Tangente hyperbolique) : Ils ont été proposés par Hampel et al [37]. et sont connus pour leur robustesse et leur efficacité. Pour une

distribution initiale des scores de développement située dans l'intervalle $[0, 1]$ (cf. Figure II. 11-a), une transformation préalable des scores, qui est proche de celle du min-max, est requise (cf. équation (1. 12)) pour traduire les scores dans l'intervalle $[-1, 1]$ (cf. Figure II. 11-b).

$$st_k = \frac{2s_k - (max + min)}{max - min} \quad (II. 10)$$

La première étape réside dans l'application de la fonction d'influence de Hampel définie par l'équation (II. 11) et dont la courbe est tracée sur la Figure II. 11-c, sur les scores de développement transformés dans l'intervalle $[-1, 1]$. Cette fonction réduit l'influence des points situés aux extrémités de la distribution (identifiés par a, b et c) durant l'estimation des paramètres de position et d'échelle. Ce qui rend cette méthode insensible aux valeurs aberrantes.

$$\psi(u) = \begin{cases} u & \text{si } 0 \leq |u| < a \\ a \operatorname{sign}(u) & \text{si } a \leq |u| < b \\ a \operatorname{sign}(u) \left(\frac{c - |u|}{c - b} \right) & \text{si } b \leq |u| < c \\ 0 & \text{si } |u| \geq c \end{cases} \quad (II. 11)$$

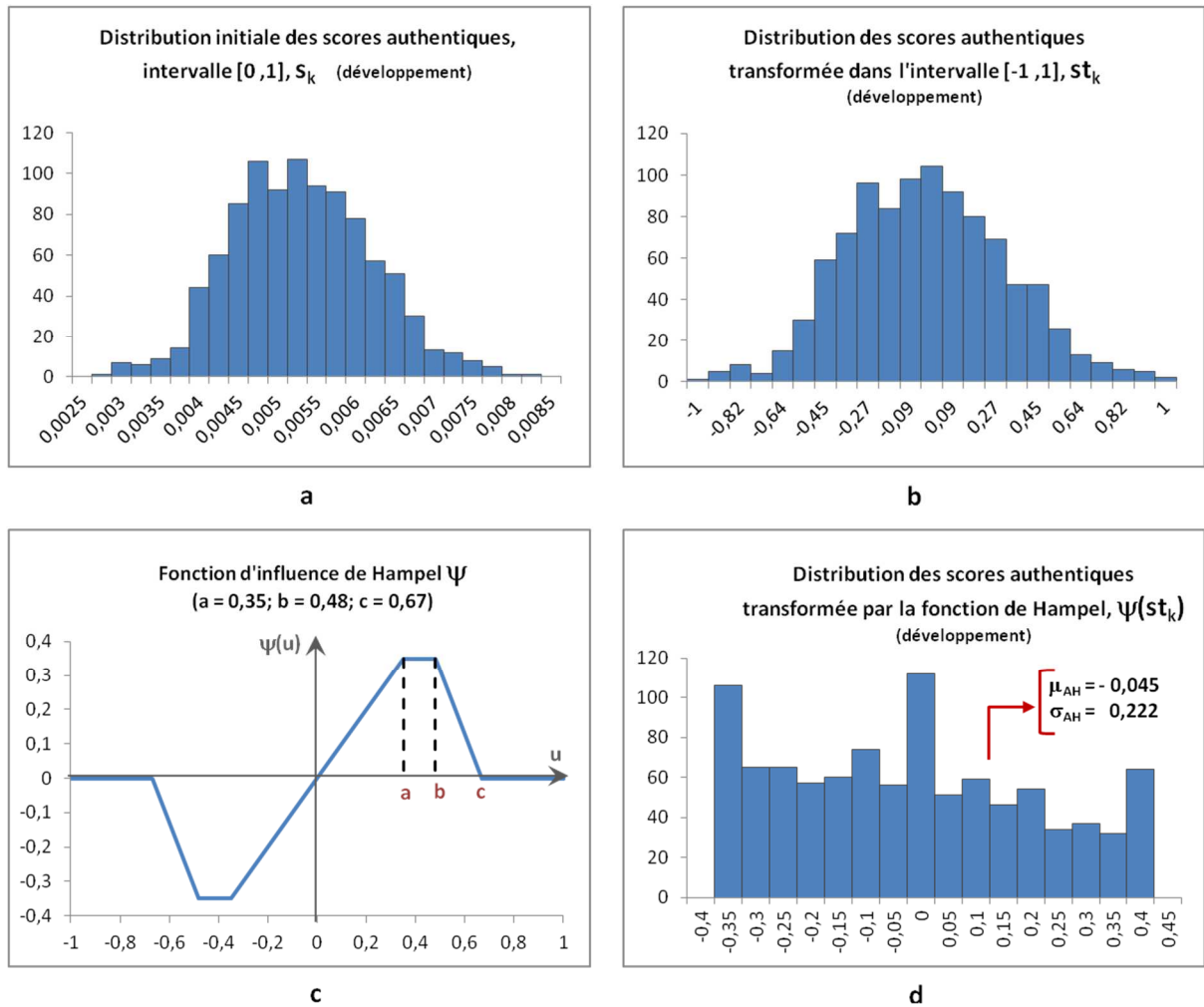


Figure II. 11. Exemple illustrant les étapes de calcul des paramètres d'un estimateur Tanh.

Cependant, il y a un compromis à faire lors du choix des paramètres a , b et c . En effet, si l'influence d'un grand nombre de points aux extrémités de la distribution est réduite, l'estimateur est plus robuste mais moins efficace. Inversement, si plusieurs points aux extrémités influencent l'estimation, l'estimateur est plus efficace mais moins robuste. C'est pourquoi les paramètres a , b et c de l'estimateur de Hampel sont généralement choisis tels que 70% des scores translatés dans l'intervalle $[-1, 1]$ soient inclus dans $[m-a, m+a]$, 85% des scores inclus dans $[m-b, m+b]$ et 95% des scores inclus dans $[m-c, m+c]$, avec m le score médian. Selon [36], le calcul des paramètres de la technique de normalisation Tanh conduit à de meilleurs résultats dans la phase de test, s'il se fait à partir de la distribution authentique plutôt que la distribution totale de l'ensemble de développement.

On obtient une nouvelle distribution de scores authentiques de Hampel (de développement), à partir de laquelle on calcule les paramètres : moyenne μ_{AH} et écart type σ_{AH} , comme illustré dans la Figure II. 11-d. Ces paramètres serviront au calcul final des scores normalisés par les estimateurs Tanh de Hampel, dans la phase de test, selon l'équation (II. 12). La Figure II. 12 montre un exemple de normalisation des scores de test par l'estimateur Tanh de la Figure II. 12. Les scores obtenus sont centrés sur 0,5.

$$s'_k = \frac{1}{2} \left\{ \tanh \left(0.01 \left(\frac{s_k - \mu_{AH}}{\sigma_{AH}} \right) \right) + 1 \right\} \quad (\text{II. 12})$$

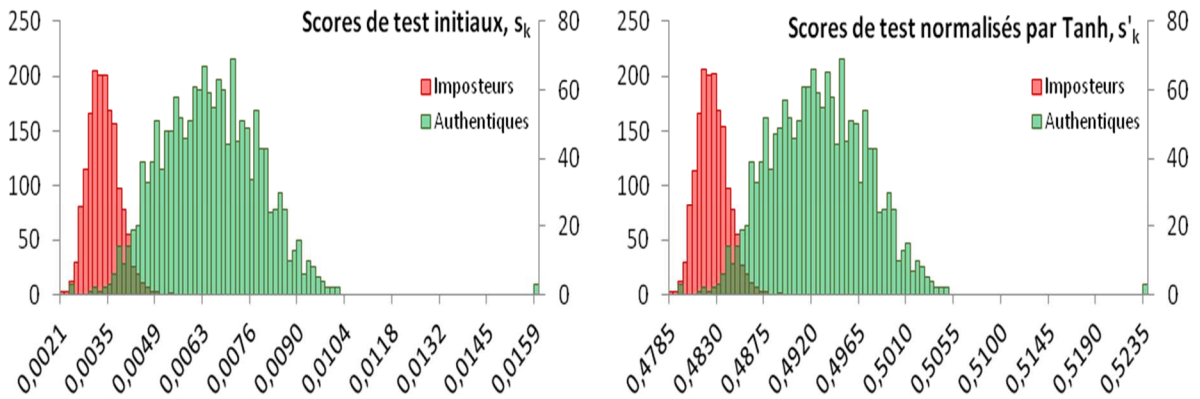


Figure II. 12. Exemple de normalisation de scores par Tanh.

La Table II. 1 résume les caractéristiques de chacune des techniques de normalisation sus-présentées, en termes de robustesse et d'efficacité. Dans les fusions multimodales que nous allons présenter dans cette thèse, nous utilisons les techniques min-max pour sa simplicité [38].

Tableau II. 1. Récapitulatif des techniques de normalisation de score.

<i>Technique de normalisation</i>	<i>Robustesse</i>	<i>Efficacité</i>
Min-Max	Non	N/A
Decimal scaling	Non	N/A
Z-Score	Non	Elevée (optimale pour des distributions gaussiennes)
Médiane et MAD	Oui	Modérée
Double sigmoïde	Oui	Elevée
Estimateurs Tanh	Oui	Elevée

II.8 L'état de l'art de systèmes biométriques multimodaux basés sur le visage et l'iris

Dans cette thèse, nous optons pour un système biométrique multimodal qui utilise les modalités du visage et de l'iris pour construire un système biométrique fiable, car la reconnaissance faciale est amicale et non invasive, tandis que la reconnaissance de l'iris est la plus précise. Dans la littérature, une diversité de systèmes biométriques multimodaux qui intègre les modalités de visage et de l'iris a été proposée.

II.8.1 Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données virtuelles

En 2003, Wang et al. ont combiné les scores de correspondance du visage et de l'iris en tant que vecteur caractéristique bidimensionnel. L'analyse de discrimination linéaire (LDA) et le réseau neuronal basé sur la fonction de base radiale (NNRBF) sont utilisés comme classificateurs [3]. En 2003, Son et al. ont extrait les caractéristiques des images de visage et d'iris en utilisant la transformée en ondelettes de Daubechies. La concaténation est utilisée pour former un vecteur de caractéristique conjoint tandis que la distance euclidienne entre les vecteurs de caractéristiques est utilisée pour générer les scores correspondants [4].

En 2009, Rattani et al. Montrent que les caractéristiques du visage et de l'iris sont extraites par la méthode Scale Invariant Feature Transform (SIFT), ensuite les vecteurs caractéristiques résultants ont été concaténés. Le score résultant de la comparaison entre deux vecteurs (mesurés par la distance euclidienne) est utilisé comme score de correspondance [5].

En 2009, Wang et al. Utilisent un classifieur basé sur une Machine à Vecteurs de Support (SVM) qui incorporait la fonction de base radiale comme noyau pour leur système biométrique de visage-iris. Leur résultat a montré que la méthode de fusion de score basée sur le SVM surpasse la méthode LDA et la règle de somme pondérée [6].

En 2011, Zhifang Wang et al. Normalisent les caractéristiques originales de l'iris et du visage en utilisant la z- score normalisation et les fusionnées en série, puis utilise la distance euclidienne pour les

classifier [7].

En 2011, Kapale et al. ont extrait les caractéristiques des images de visage et d'iris en utilisant la méthode principal component analysis (PCA) et la transformée en ondelettes, et puis la fusion est performée au niveau décisionnel [39].

En 2011, Heng Fui Liao et al. Utilisent une méthode de sélection de caractéristiques pour sélectionner un sous-ensemble optimal de caractéristiques tandis que les scores d'appariement sont intégrés pour devenir un vecteur de caractéristiques 2D et un classifieur basé sur une machine à vecteurs de support (SVM) est utilisé comme classificateur [40].

En 2013, Eskandari et al. Montrent que les caractéristiques du visage et de l'iris sont extraites à l'aide de méthodes d'extraction de caractéristiques locales et globales telles que principal component analysis (PCA), Subspace Linear Discriminant Analysis (LDA), subpattern-based PCA, modular PCA and Local binary patterns (LBP). Une fusion de score basée sur la transformation et une fusion de score basée sur un classificateur sont ensuite impliquées dans le processus pour obtenir, concaténer et classer les scores de correspondance [41].

II.8.2 Systèmes biométriques qui utilisent des bases de données réelles

En 2007, Zhang et al. Utilisent une base de données de 930 NIR (Near-infrared Resolution) images de visage provenant de 112 personnes capturées à l'aide d'une caméra haute résolution NIR. Les caractéristiques du visage et des iris ont été extraites par PCA et les ondelettes de Gabor 2D, respectivement. Les résultats obtenus après la normalisation ont été fusionnés en utilisant différentes règles [42].

En 2012, Kim et al. Utilisent un dispositif de capture qui comprend une caméra pour le visage et deux caméras pour l'iris afin de capturer des images de visage NIR. Les caractéristiques du visage détecté et des deux iris ont été extraites respectivement par PCA et un filtre Gabor 1-D. Les scores de correspondance ont été fusionnés en utilisant différents types de noyaux SVM, la règle de normalisation "min" et "max" a été utilisé [8].

En 2016, Khiari-Hili et al. ont intégré une métrique de qualité basée sur l'occlusion de l'iris dans un schéma de fusion pour optimiser les résultats de performance en termes d'EER. La base de données multimodale réelle IV2 a été utilisée pour les expériences [43].

En 2016, Sharifi et al. Montrent que les caractéristiques du visage et les deux iris ont été extraites en utilisant Log- Gabor. Différents schémas à différents niveaux de fusion ont été proposés et le Backtracking Search Algorithm (BSA) a été utilisé pour améliorer les résultats de performance. La base de données CASIA Iris Distance a été utilisée dans les expériences [44].

En 2016, Miao et al. Montrent que les scores ont été premièrement générés à partir de différentes données biométriques ont été concaténés et le vecteur de score résultant a été utilisé comme entrée dans

le classifieur bin. Les auteurs ont utilisé trois types différents de classificateurs bin et ont utilisé la base de données multimodale CASIA-Iris-Distance pour les expériences. [45].

En 2017, Zoubida et al. ont proposé une méthode qui utilise une approche par combinaison pour générer un score unique final du visage et des deux iris et l'utilise comme entrée pour l'approche de classification (SVM). Les caractéristiques des images du visage et de l'iris ont été extraites en utilisant les ondelettes de Daubechies tandis que la base de données multimodale réelle SDUMLA-HMT a été utilisée pour les expériences. La méthode proposée a conduit à un résultat meilleur que ceux du système mono- modal [46].

En 2018, Larbi et al. ont proposé deux systèmes multimodaux qui intègrent deux modalités à savoir l'iris et le visage. Le premier système basé sur la fusion au niveau du score de correspondance, utilise deux algorithmes d'extraction des caractéristiques, l'ondelette de Haar et le Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC). Les expériences sont menées sur une base de données chimérique (indépendante) par l'association des images de l'iris et du visage obtenues à partir des deux bases de données CASIA V1 et ORL. Pour le deuxième système, ont proposé une nouvelle approche qui fusionne deux méthodes, la transformée de Gabor-wigner et l'information de phase orientée de Gabor pour l'extraction des caractéristiques ainsi qu'un schéma hybride qui combine plusieurs sources d'information : Multi-algorithme, Multi-instance et Multimodale et qui intègre le visage et les iris gauche et droit d'un même sujet. Les expériences sont menées sur la base de données réelles SDUML-AHMT [47].

Dans ce tableau, nous avons donné un aperçu de l'histoire de la vérification de l'identité de systèmes biométriques multimodaux qui intègre les modalités de visage et de l'iris a été proposée.

Tableau II. 2. La vérification de l'identité de systèmes biométriques multimodaux qui intègre les modalités de visage et de l'iris

<i>Auteur</i>	<i>Année</i>	<i>Les traits biométriques</i>	<i>Technique utilisée</i>	<i>Nom de la base</i>
Wang et al	2003	Visage, Iris	LDA, NNRBF	NLPR, ORL
Son et al	2003	Visage, Iris	Ondelettes, DLDA	ORL, CASIA-Iris,
Zhang et al	2007	Visage, Iris	PCA	Base de données de NIR face+iris
Rattani et al	2009	Visage, Iris	Feature Transform (SIFT)	CASIA-Iris-3, Equinox database
Wang et al	2009	Visage, Iris	2D Log-Gabor, SVM	UBIRIS iris, ORL
Zhifang Wang et al	2011	Visage, Iris	2D Gabor filter	CASIA iris 1, ORL et Yale
Kapale et al	2011	Visage, Iris	PCA, Ondelettes	IIT Delhi Database
Heng Fui Liao et al	2011	Visage, Iris	DCT, SVM	CASIA iris 1, ORL
Kim et al	2012	Visage, Iris	filtre Gabor 1-D, PCA, SVM	Base de données de NIR face+iris
Eskandari et al	2013	Visage, Iris	PCA, LDA, spPCA, mPCA et LBP	ORL et BANCA, CASIA et UBIRIS
Khiari-Hili et al	2016	Visage, Iris	filtre Gabor, LBP	IV2 Multimodal Biometric Database
Sharifi et al	2016	Visage, Iris	Log- Gabor, LDA, Algorithm (BSA)	CASIA Iris Distance
Miao et al	2016	Visage, Iris	LBP, classifieur bin (BBC)	CASIA-Iris-Distance
Zoubida et al	2017	Visage, Iris	Ondelettes, SVM	SDUMLA-HMT
Larbi et al	2018	Visage, Iris	Ondelettes, Phase-Based Gabor Fisher Classifier (PBGFC)	CASIA V1et ORL, SDUMLA-HMT

II.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les avantages, la conception et l'architecture des systèmes multimodaux, les différentes formes de source d'information ainsi que les différents niveaux de fusion. La plupart des travaux de recherche en fusion dans les systèmes biométriques multimodaux se sont concentrés sur la fusion au niveau score, en particulier, l'approche par combinaison de scores a reçu une attention considérable. Ainsi un état de l'art des systèmes multimodaux qui combine l'iris et le visage est présenté.

Chapitre III

Présentation du Système

Proposé de Reconnaissance

Multimodale

Chapitre III - Présentation du Système Proposé de Reconnaissance Multimodale

III.1 Introduction

Nous avons vu que l'authentification des personnes par un système biométrique qui combine plusieurs biométries représente un avantage majeur. La raison la plus importante de combiner différentes modalités biométriques est d'améliorer les taux de performance de ces systèmes biométriques. La conception de notre approche biométrique multimodale est basée sur l'iris et le visage. Ce chapitre est consacré à l'étude de notre système multi-biométrique proposé en détaillant les méthodes utilisées et l'architecture adoptée.

III.2 Architecture du système multi-biométrique

Les principales étapes du système multimodal proposé sont les suivantes : prétraitement d'image, extraction de caractéristiques, classification, normalisation, fusion et décision.

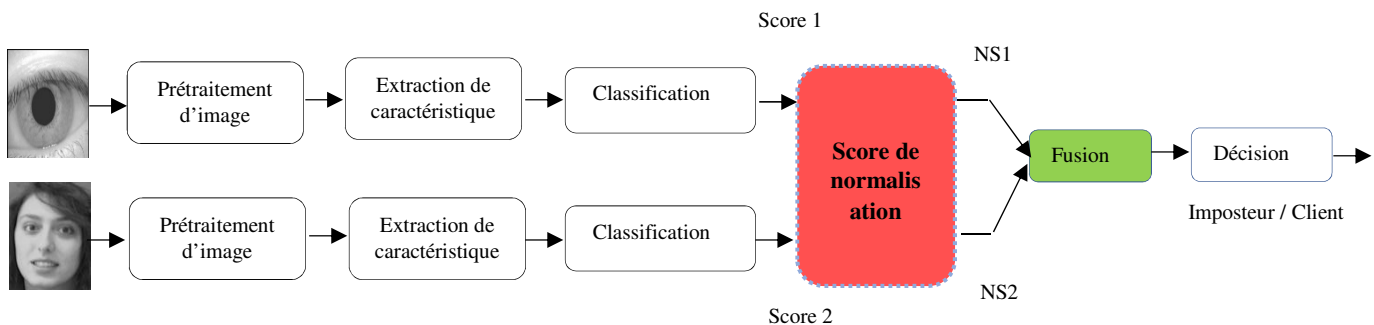


Figure III.1. Approche multimodale (NS : score normalisé)

III.2.1 Prétraitement d'image

Le prétraitement est une phase importante dans le processus global d'authentification. C'est une méthode simple qui augmente en général les performances du système. Elle permet souvent une première réduction des données et elle atténue les effets d'une différence de conditions lors des prises de vues. Dans notre travail, nous utilisons la normalisation de moyenne-variation (MVN).

III.2.2 Extraction des caractéristiques

L'extraction d'informations consiste à obtenir des caractéristiques qui doivent être discriminantes et non redondantes, elles seront ensuite classées. En effet, les méthodes

d'extraction servent aussi à réduire la taille du vecteur motif, en éliminant les informations moins discriminantes. Les individus ayant des similarités sont regroupés dans la même classe. Ces classes varient selon le type de décision. La décision est l'aboutissement du système car nous évaluons le système selon sa capacité à bien classer les informations pour pouvoir les discriminer et de prendre une décision. Dans notre travail, quatre approches ont été employées : composantes principales (PCA), transformée en ondelettes discrète (DWT), décomposition en valeurs singulières (SVD) et transformation en cosinus discrète (DCT).

III.2.2.1 Analyse en composantes principales (PCA)

L'analyse en composantes principales (PCA) est connue sous le nom de méthode de transformation linéaire dans le champ de reconnaissance de formes. La PCA est une approche très efficace pour extraire des entités avec succès dans des domaines tels que la classification des visages [48]. Il peut être utilisé comme un simple outil de projection pour réduire un jeu de données complexe comportant une dimension élevée à une dimension inférieure.

La PCA en reconnaissance de visage comprend des méthodes de calcul de la moyenne, de la déviation, de la covariance, de la valeur propre, du vecteur propre, des surfaces propres et de la projection de l'espace. La reconnaissance faciale PCA comporte trois étapes essentielles :

- a) Préparation de la base de données des personnes autorisées (phase d'apprentissage)
- b) Préparation d'une nouvelle image à authentifier (phase de test)
- c) Appariement de (b) avec un élément de (a)

Pour (a), les trois figures suivantes illustrent le processus, la figure III.5 donnant un aperçu général. Pour chaque image 2D capturée d'une personne autorisée, l'image sera convertie en une image en niveaux de gris, qui est essentiellement une matrice 2D de pixels. La matrice 2D ($N = \text{lignes}$, $N = \text{colonnes}$) sera ensuite transformée en matrice vectorielle 1D en lisant colonne par colonne. Ensuite, toutes les matrices 1D résultantes seront combinées pour former un grand ensemble de données (base de données).

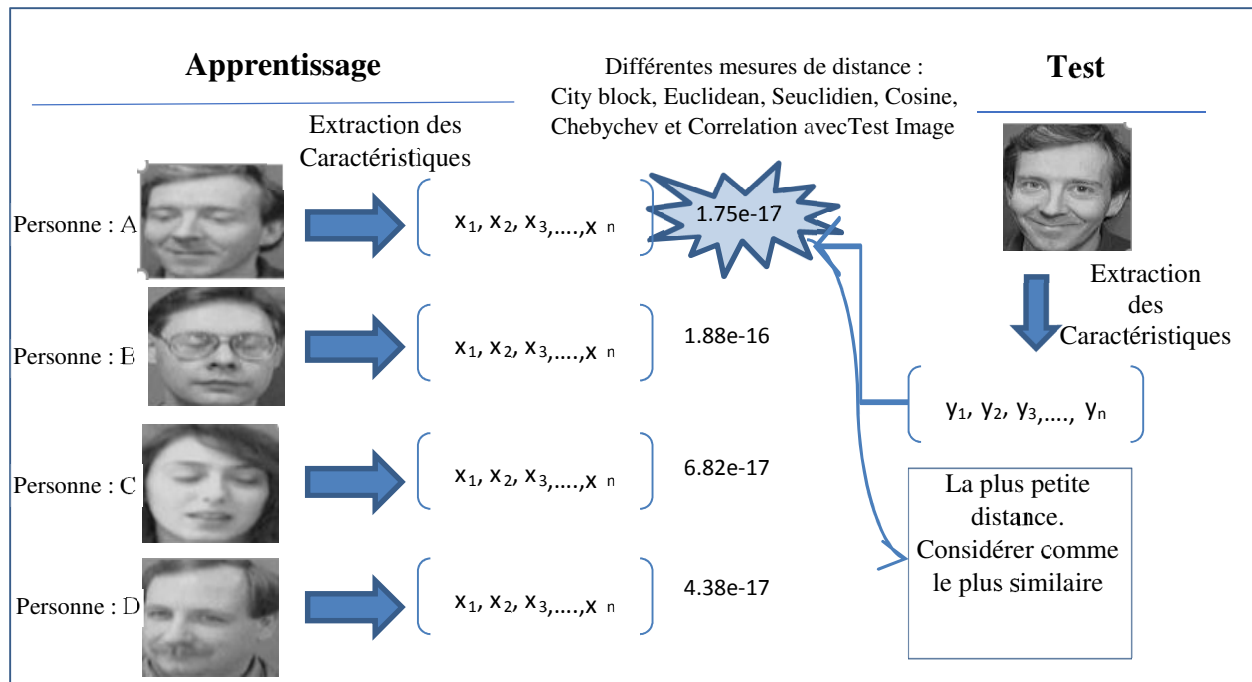


Figure III.2. Schéma de principe du processus de reconnaissance d'image

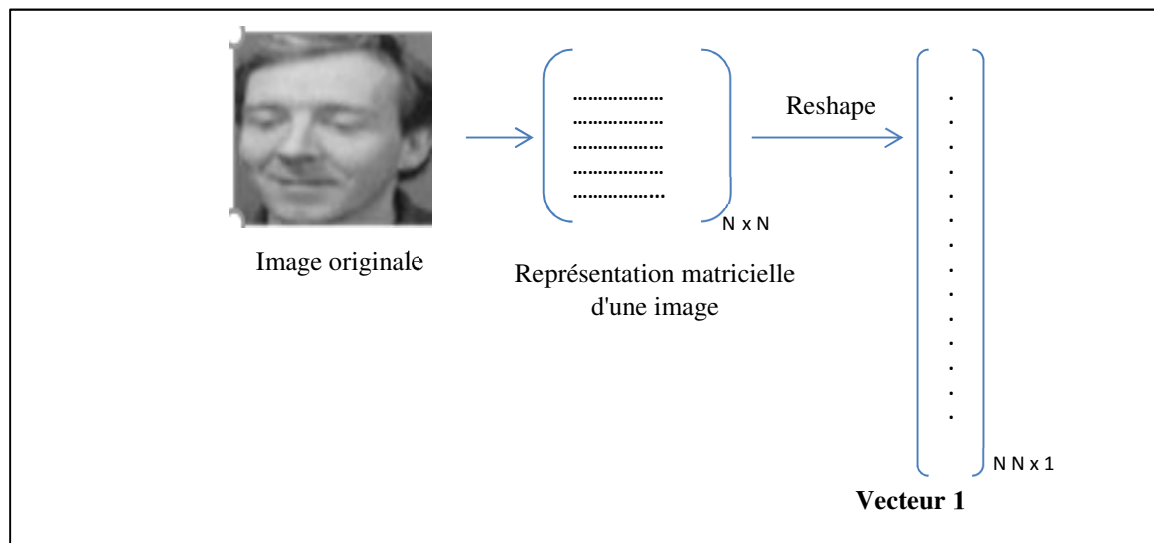


Figure III.3. Processus de conversion d'une matrice d'image

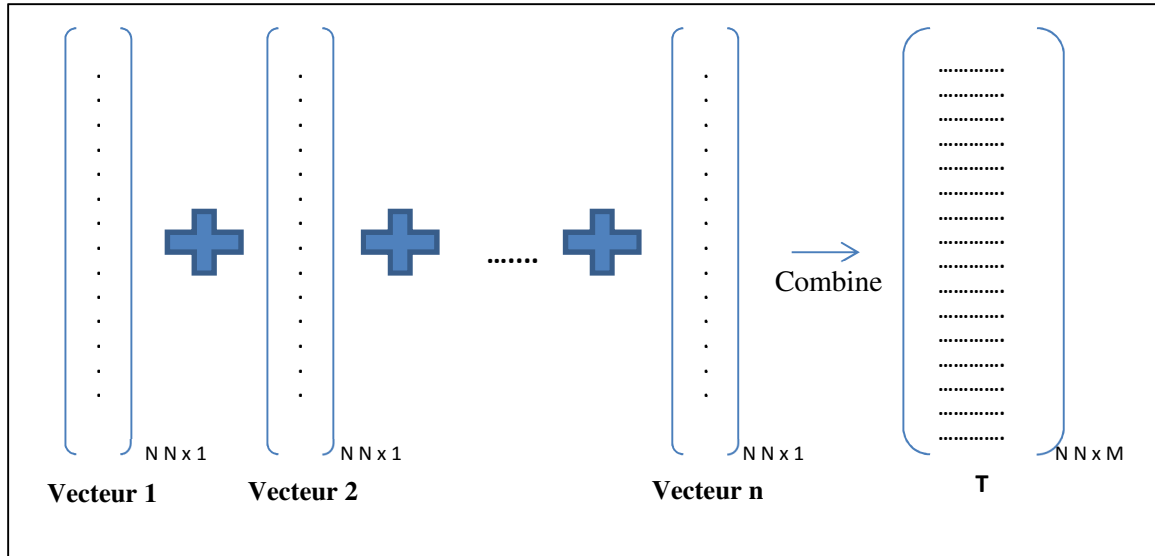


Figure III.4. La combinaison de tous les vecteurs single à la matrice de vecteurs T

Supposons que le nombre total d'images = M , chaque image i étant représentée par un vecteur Γ_i . La moyenne de chaque ligne est calculée et tabulée 1D dans un vecteur Ψ :

$$\Psi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Gamma_i \quad (\text{III.1})$$

Pour obtenir un ensemble de vecteurs Φ_i , soustrayez le vecteur de visage moyen Γ_i moins Ψ :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (\text{III.2})$$

Le but de soustraire l'image moyenne de chaque vecteur d'image est de ne conserver que les caractéristiques distinctives de chaque visage et de "supprimer" les informations de manière commune aux deux. Toutes les valeurs de i seront affectées à une nouvelle matrice A :

$$A = [\Phi_1 \Phi_2 \Phi_3, \dots \Phi_n] \quad (\text{III.3})$$

Ensuite, la covariance de la matrice A est calculée en utilisant

$$C = AA^T \quad (\text{III.4})$$

Notez que la matrice de covariance a simplement été réalisée en mettant un vecteur image modifié obtenu dans une colonne chacun. Notez également que c'est une matrice $N^2 \times N^2$ et A est une matrice $N^2 \times M$.

Nous devons maintenant calculer les vecteurs propres μ_i de C . Cependant, notons que c'est une matrice $N^2 \times N^2$ et qu'elle renverrait des vecteurs propres N^2 , chacun étant N^2 dimensionnel. Comme ce nombre est énorme, les calculs nécessaires feraient facilement manquer de mémoire au système.

En tant que tel, au lieu d' AA^T , considérons la matrice $A^T A$. Rappelons que A est une matrice $N^2 \times M$, ainsi $A^T A$ est une matrice $M \times M$. Si nous trouvons les vecteurs propres de cette

matrice, elle renverrait M vecteurs propres, chacun de la dimension $M \times 1$, que nous appelons vecteurs propres v_i .

Maintenant, à partir de certaines propriétés des matrices, il en résulte que : $\mu_i = Av_i$. Nous avons trouvé v_i plus tôt. Cela implique qu'en utilisant v_i , nous pouvons calculer le M plus grand vecteur propre AA^T . Rappelez ensuite que $M \ll N^2$, car M est simplement le nombre d'images d'apprentissage.

Trouvez les meilleurs vecteurs propres M de $C = AA^T$ en utilisant la relation décrite ci-dessus, à savoir : $\mu_i = Av_i$. Gardez également à l'esprit que $\|\mu_i\|=1$.

Sélectionnez les vecteurs propres K , où la sélection est effectuée de manière heuristique. Maintenant, chaque visage de l'ensemble d'apprentissage (moins la moyenne), peut être représentée par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres μ_i :

$$\Phi_i = \sum_{j=1}^K w_j u_j \quad , \text{ où } u_j \text{ sont des Eigen faces.}$$

Ces poids peuvent être calculés comme suit :

$$w_j = u_j^T \Phi_i \quad (III.5)$$

Chaque image d'apprentissage normalisée est représentée dans cette base sous forme de vecteur.

$$\Omega_i = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K] \quad (III.6)$$

Où $i = 1, 2, \dots, M$. Cela signifie que nous devons calculer un tel vecteur correspondant à chaque image du jeu d'apprentissage et les stocker en tant que modèles.

Nous avons donc trouvé les Eigenfaces des images d'apprentissage, leurs poids associés après avoir sélectionné un ensemble des Eigenfaces les plus pertinents, et avons stocké les vecteurs correspondant à chaque image d'apprentissage.

Si un visage de sonde inconnue Γ doit être reconnue, alors :

1. Nous normalisons la sonde entrante Γ comme $\Phi = \Gamma - \Psi$.
2. Nous projetons ensuite cette sonde normalisée sur l'Eigenspace (la collection de vecteurs propres / visages) et trouvons les poids.

$$.w_i = u_i^T \Phi$$

3. La sonde normalisée Φ peut alors simplement être représentée par :

$$\Omega_i = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K]$$

Une fois que le vecteur de caractéristiques (vecteur de poids) de la sonde a été trouvé, nous devons simplement le classer. Pour la tâche de classification, nous pourrions simplement utiliser certaines mesures de distance. Dans le cas où nous utilisons des mesures de distance, la classification se fait comme suit :

Trouver $cr = \min \|\Omega - \Omega_i\|$. Cela signifie que nous prenons le vecteur de poids de la sonde que nous venons de calculer et trouvons sa distance avec les vecteurs de poids associés à chacune des images d'entraînement.

Si $cr < \theta$, où θ est un seuil choisi de manière heuristique, nous pouvons dire que l'image de la sonde est reconnue comme étant l'image avec laquelle elle donne le score le plus bas.

Si toutefois $cr > \theta$, la sonde n'appartient pas à la base de données.

III.2.2.2 Transformation en cosinus discrète (2-DCT)

DCT est la transformation la plus largement utilisée dans les applications de traitement d'images pour l'extraction de caractéristiques. Est une transformation mathématique complexe qui a pour but de transformer le domaine de représentation de nos données. Elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transformer en une représentation équivalente dans le domaine fréquentiel [49], ce qui nous permettra de trier efficacement l'ensemble des données de l'image et ainsi supprimer certaines données où l'œil humain ne verra que très peu de différences, ce qui revient à supprimer les hautes fréquences de l'image tout en gardant les données majeures qui sont représentées par les basses fréquences.

III.2.2.2.1 Formulation de la DCT

La DCT (Discrete Cosine Transform) est considérée comme une transformation d'image dans la plupart des systèmes visuels. La DCT a été largement déployé par les normes visuelles modernes de codage, par exemple, le MPEG, le JVT.

Comme d'autre transformation, la DCT tente de dé-corréler les données de l'image. Après la dé-corrélation chaque coefficient peut être codé indépendamment, sans perdre l'efficacité de la compression. Nous commencerons d'abords par définir la DCT à une dimension pour étendre après à la DCT à deux dimensions [49].

III.2.2.2.2 DCT à une dimension

La définition de la DCT d'une séquence 1-D du signal d'entrée $f(x)$ d'ordre N est donnée par :

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) * \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N} \right] \quad (\text{III. 7})$$

Pour $u = 0 \dots N - 1$,

Où :

N : la largeur d'un bloc,

u : indice d'un coefficient de la DCT dans un bloc,

x : indice d'un pixel de l'image dans un bloc,

$C(u)$: la valeur d'un coefficient dans un bloc,

$\alpha(u)$: coefficient de la DCT.

La transformation inverse est donnée par :

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} C(u) \alpha(u) * \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N} \right] \quad (\text{III. 8})$$

Pour $x=0 \dots N-1$. $\alpha(u)$ Est définie par :

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{pour } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{pour } u \neq 0 \end{cases} \quad (\text{III. 9})$$

III.2.2.2.3 DCT à deux dimensions

L'objectif est d'étudier la 2-DCT appliquée aux images, Ceci rend nécessaire l'extension des idées présentées ci-dessus, à un espace bidimensionnel. La 2-DCT est une extension directe de la DCT unidimensionnelle, elle est donnée par :

$$C(u, v) = \alpha(u) \alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) * \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N} \right] \cos \left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right] \quad (\text{III. 10})$$

Pour $u, v = 0 \dots N-1$,

Où :

u, v : Les indices d'un coefficient de la 2-DCT dans un bloc,

x, y : Les indices d'un pixel de l'image dans un bloc.

$$\alpha(u) \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{pour } u, v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{pour } u, v \neq 0 \end{cases} \quad (\text{III. 11})$$

La transformation inverse est donnée par :

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u) \alpha(v) C(u, v) * \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N} \right] \cos \left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right] \quad (\text{III. 12})$$

Pour $x, y = 0 \dots N-1$,

Le calcul de la 2-DCT ne peut pas se faire sur une image entière d'une part parce que cela générerait trop de calculs, d'autre part le signal de l'image doit absolument être représenté par une matrice carrée. En effet, la compression JPEG découpe l'image en bloc de $N \times N$ pixels [49]. C'est ce que nous allons appliquer sur les images Iris et visages afin de réduire la taille des données représentatives. N est généralement égale à « 8 », cependant cette valeur pourrait être plus grande mais au détriment des calculs, car pour chacun des $N \times N$ coefficients on a $N \times N$ additions et $2 \times N \times N$ multiplications environ. Si N vaut « 8 », nous aurons $64 \times 64 = 4096$ additions à calculer pour une matrice 8×8 et 8192 multiplications environ, ce qui est déjà énorme pour un bloc de seulement 8×8 pixels !

Nous varions la dimension du bloc entre ($D = 5, 8$, et 10) afin de pouvoir comparer les résultats. La dimension « D » du bloc est un compromis entre la qualité de l'application de la 2-DCT et la rapidité des calculs.

Pour cette raison, les chercheurs sont invités à ajouter une étape susceptible de réduire le temps de calcul. Par exemple, la transformation DCT 2D locale a été utilisée comme étape d'extraction de caractéristiques dans la reconnaissance faciale (figure 5) [50].

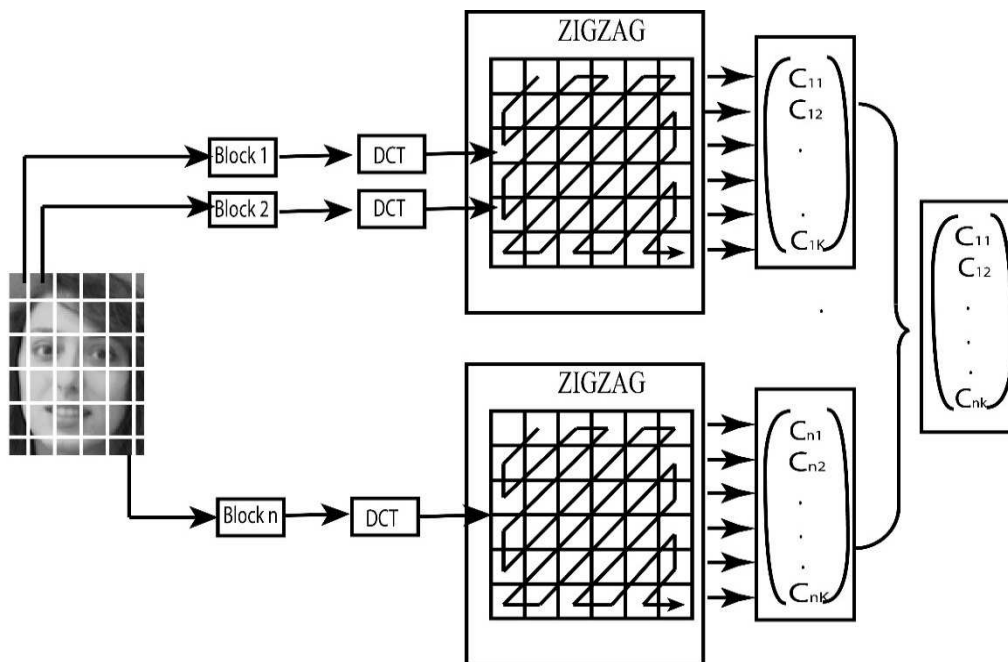


Figure III.5. *Extraction de caractéristiques dans DCT*

III.2.2.3 Transformée en ondelettes discrète (DWT)

Pour la transformée en ondelettes discrète 2D (DWT), une image est représentée en termes de translations et de dilatations d'une fonction de mise à l'échelle et d'une fonction

d'ondelettes. Après un niveau de décomposition 2D, une image est divisée en quatre sous-bandes : LL (Low-Low), générée par les coefficients d'approximation ; LH (Bas Haut), HL (Haut-Bas) et HH (Haut-Haut), générés par les coefficients de détail.

DWT peut être mathématiquement exprimé par (III.13).

$$DWTx(n) = \begin{cases} d_{jk} = \sum x(n) h(n - 2^{jk}) \\ a_{jk} = \sum x(n) g(n - 2^{jk}) \end{cases} \quad (III.13)$$

Les coefficients d_{jk} se rapportent aux composantes de détail du signal $x(n)$ et correspondent à la fonction d'ondelette, alors que a_{jk} se rapporte aux composantes d'approximation du signal. Les fonctions $h(n)$ et $g(n)$ de l'équation représentent respectivement les coefficients des filtres passe-haut et passe-bas, tandis que les paramètres j et k font référence à des facteurs d'échelle et de translation en ondelettes [51].

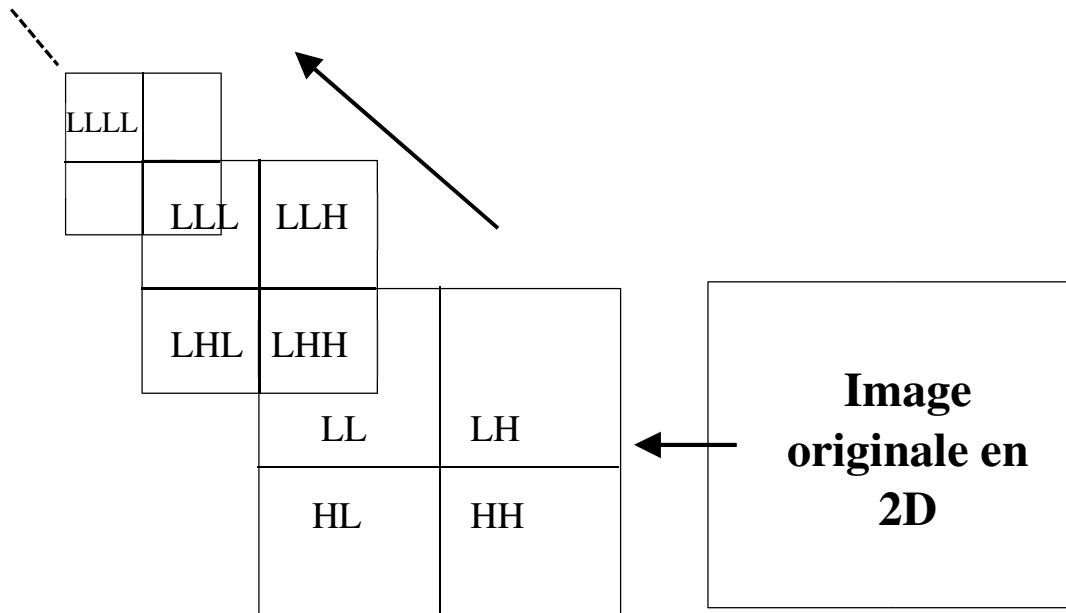


Figure III.6. Hiérarchie de décomposition multi niveau d'une image avec DWT 2D.

La décomposition de l'image à l'aide du format DWT 2D divise l'image parent en quatre images enfants à chaque niveau. Chacune des sous-images correspond à 1/4 de la taille de l'image parente. Les sous-images sont placées en fonction de la position de chaque sous-bande dans la partition 2D du plan de fréquence, comme indiqué à la figure III.7.

Les ondelettes séparables sont également décrites en tant que produits tensoriels d'ondelettes 1-D et de fonctions d'échelle. Par conséquent, étant donné une ondelette à une dimension $x(x)$,

associée à la fonction de mise à l'échelle à une dimension $\psi(x)$, les trois ondelettes à deux dimensions associées aux trois sous-images sont données comme suit:

$$\psi^V(x, y) = \varphi(x)\psi(y) \longrightarrow \text{LH} \quad \text{(III.14)}$$

$$\psi^H(x, y) = \psi(x)\varphi(y) \longrightarrow \text{HL} \quad \text{(III.15)}$$

$$\psi^D(x, y) = \varphi(x)\varphi(y) \longrightarrow \text{HH} \quad \text{(III.16)}$$

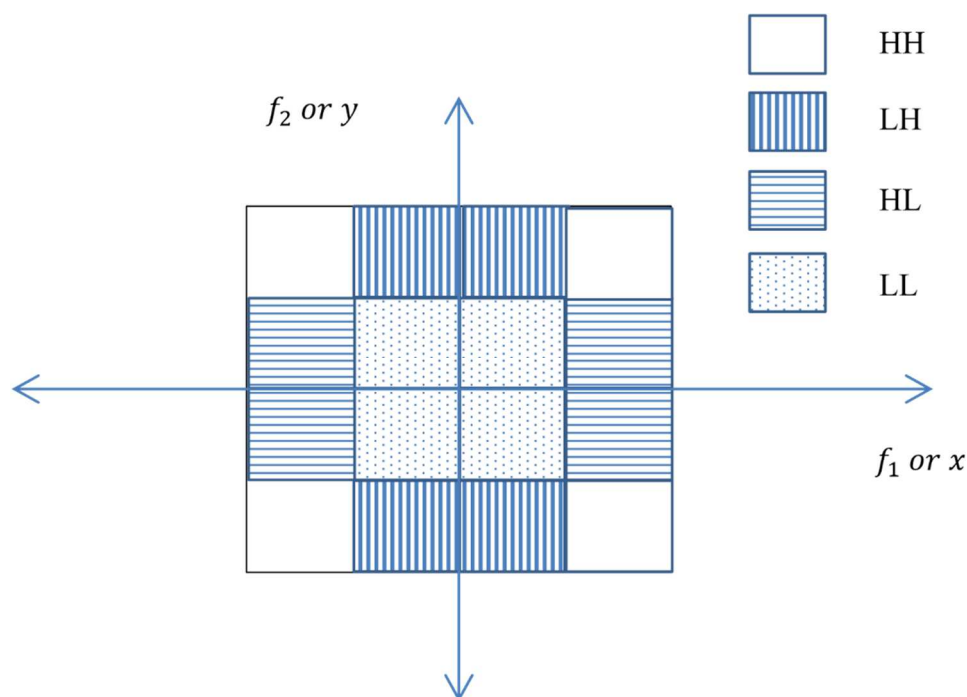


Figure III.7. Partition du plan de fréquence du 2D-DWT

Les dispositions du coefficient d'ondelette en fonction des sous-bandes de position sont illustrées à la figure III.7. Il existe également diverses extensions de transformées en ondelettes 2D non séparables, mais nous ne nous intéressons ici qu'à la transformée en ondelettes 2D séparable. La figure III.8 est une image de test de l'iris et sa décomposition DWT en 2D effectuée à l'aide de la boîte à outils d'ondelettes Matlab.

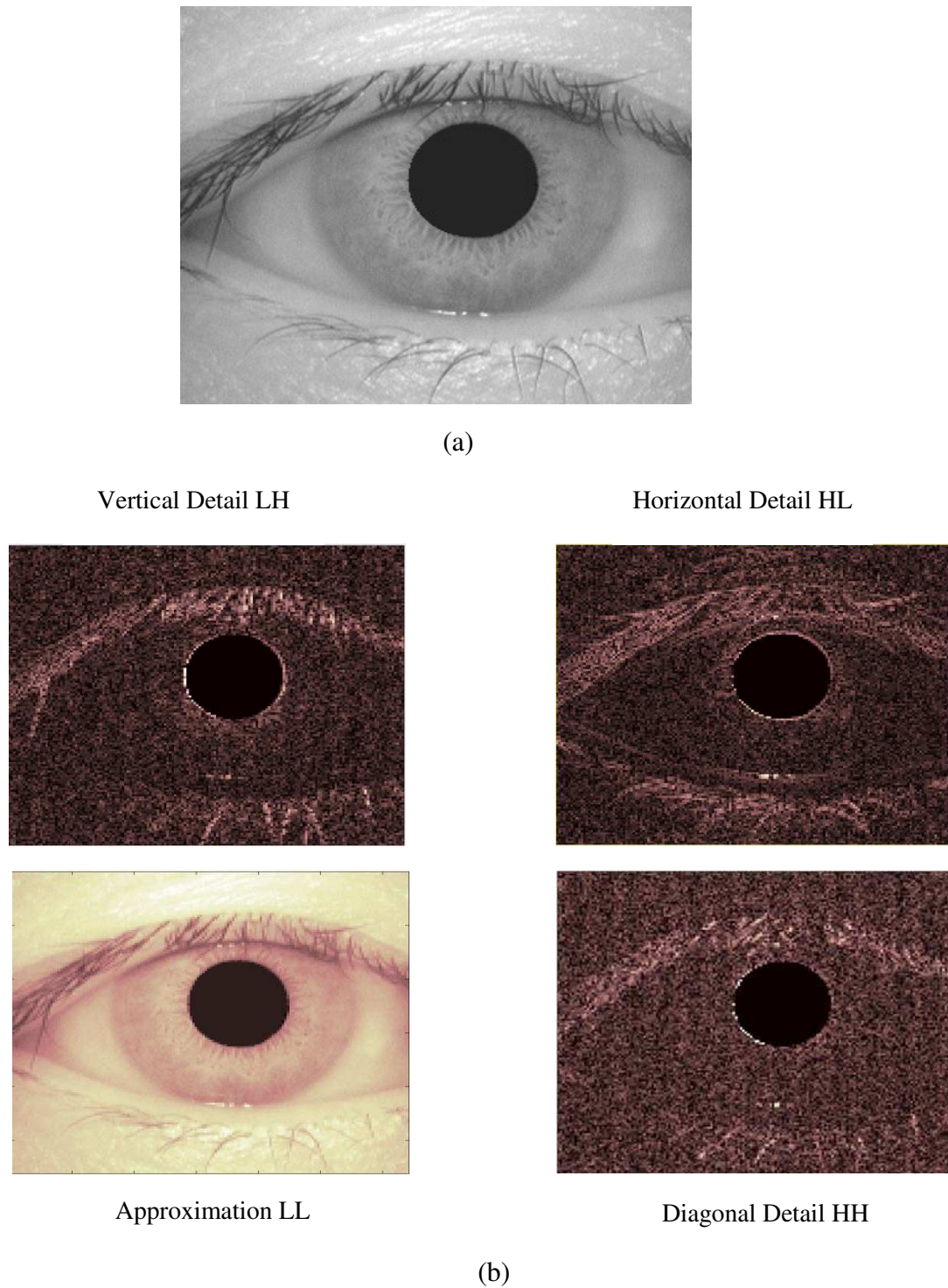


Figure III.8. Décomposition à un niveau de l'image d'origine de l'iris à l'aide du traitement Haar DWT, (a) Tester l'image de l'iris, (b) Décomposition à un seul niveau du format DWT 2D de la même image.

III.2.2.4 Décomposition en valeurs singulières (SVD)

La théorie de la décomposition en valeurs singulières a été établie pour les matrices réelles carrées dans les années 1870 par Beltrami et Jordan et pour les matrices complexes par Autonne en 1902. Récemment, la décomposition en valeurs singulières a été utilisée dans différentes applications du traitement d'image telle que la compression, la dissimulation de l'information et la réduction du bruit.

La décomposition en valeurs singulières (SVD) représente un sujet important en algèbre linéaire. SVD a de nombreuses valeurs pratiques et théoriques. La particularité de SVD est qu'elle peut être exécutée sur n'importe quelle matrice réelle (m, n). Disons que nous avons une matrice A avec m lignes et n colonnes, avec rang r et $r \leq n \leq m$. Ensuite, le A peut-être factorisé en trois matrices [52] :

$$A = USV^T \quad (\text{III. 17})$$

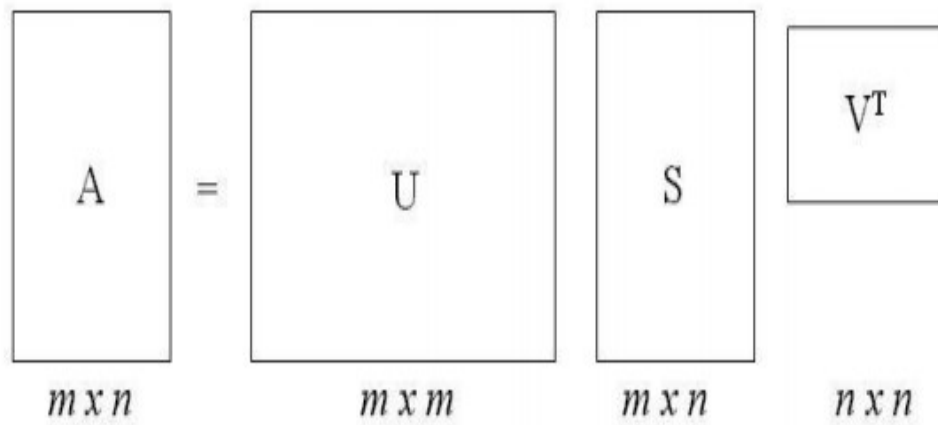


Figure III.9. Illustration de l'affacturage A en USV^T .

Où Matrix U est une matrice orthogonale $m \times m$

$$U = [U_1, U_2, \dots, U_r, U_{r+1}, \dots, U_m]$$

Les vecteurs de colonne U_i , pour $i = 1, 2, \dots, m$, forment un ensemble orthonormé :

$$U_i^T U_j = \sigma_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

Et la matrice V est une matrice orthogonale $n \times n$.

$$V = [V_1, V_2, \dots, V_r, V_{r+1}, \dots, V_n]$$

Les vecteurs colonne V_i pour $i = 1, 2, \dots, n$ forment un ensemble orthonormé :

$$V_i^T V_j = \sigma_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

Ici, S est une matrice $m \times n$ diagonale avec des valeurs singulières (SV) sur la diagonale. La matrice S peut être montrée dans la matrice suivante :

$$S = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \dots & 0 \\ 0 & \sigma_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \dots & 0 \\ \vdots & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \dots & 0 \\ \vdots & 0 & \dots & \sigma_r & 0 & 0 \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \sigma_r & 0 \dots & 0 \\ \vdots & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \dots & \sigma_n \end{bmatrix} \quad (\text{III.20})$$

Pour $i = 1, 2, \dots, n$, σ_i sont appelées valeurs singulières (SV) de la matrice A. Il peut être prouvé que

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0 \text{ et } \sigma_{r+1} = \sigma_{r+2} = \dots = \sigma_N = 0$$

Les V_i et les U_i sont appelés vecteurs singuliers droit et gauche de A.

III.2.3 La Classification

La correspondance est le processus dans lequel les vecteurs des caractéristiques extraites sont comparés aux modèles stockés pour déterminer le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux. Dans notre travail, le principe de correspondance est utilisé pour la classification. Il existe plusieurs méthodes pour calculer la distance entre vecteurs multidimensionnels. Ici, six mesures de distance différentes sont utilisées : City block, Euclidien, Seuclidien, Cosinus, Chebychev et Corrélation.

Étant donné une matrice de données X, m -par- n qui est traitée comme m (1-par- n) lignes vectorielles, les différentes distances entre les vecteurs x_s et y_t sont définies comme suit [53]:

➤ **Distance Euclidienne**

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t)(x_s - y_t)' \quad (\text{III. 21})$$

➤ **Distance Seuclidean**

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t)V^{-1}(x_s - y_t)' \quad (\text{III. 22})$$

Où V est la matrice diagonale n -par- n dont le $j^{\text{ième}}$ élément diagonal est $(S(j))^2$, où S est un vecteur de facteurs d'échelle pour chaque dimension.

➤ **Distance City block**

$$d_{st} = \sum_{j=1}^n |x_{sj} - y_{tj}| \quad (\text{III. 23})$$

➤ **Distance Chebychev**

$$d_{st} = \max_j \{|x_{sj} - y_{tj}|\} \quad (\text{III. 24})$$

➤ **Distance Cosine**

$$d_{st} = \left(1 - \frac{x_s y_t'}{(x_s x_s')(y_t y_t')}\right) \quad (\text{III. 25})$$

➤ **Distance Correlation**

$$d_{st} = 1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s)(y_t - \bar{y}_t)}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)'} \sqrt{(y_t - \bar{y}_t)(y_t - \bar{y}_t)'}} \quad (\text{III. 26})$$

Avec

$$\bar{x}_s = \frac{1}{n} \sum_j x_{sj}$$

Et

$$\bar{y}_t = \frac{1}{n} \sum_j y_{tj}$$

III.2.4 Normalisation de scores

Les méthodes de normalisation de scores ont pour objectif de transformer individuellement chacun des scores issus des systèmes pour les rendre homogènes avant de les combiner. En effet, les scores issus de chaque système peuvent être de nature différente. Certains systèmes produisent des scores de similarité (plus le score est grand, plus la référence ressemble au test, donc l'utilisateur est un client), d'autres produisent des distances (plus la distance est faible, plus la référence et le test sont proches, plus l'utilisateur est un client). De plus chaque système peut avoir des intervalles de variations des scores différents. Par exemple, pour un système, les scores varient entre 0 et 1 et pour un autre les scores varient entre 0 et 1000. On comprend bien la nécessité de normaliser les scores avant de les combiner. Les différentes techniques de normalisation de scores utilisées dans notre système multi-biométrique sont : Min-Max, z-score, Tanh et Geom une nouvelle méthode « Moyenne géométrique ».

✓ **Min-Max**

$$D_n = \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} \quad (\text{III.27})$$

✓ **Z-scores**

$$s'_k = \frac{s_k - \mu}{\sigma} \quad (\text{III. 28})$$

✓ **Tanh**

$$st_k = \frac{2s_k - (max + min)}{max - min} \quad (\text{III. 29})$$

✓ Moyenne géométrique

On a aussi proposé une nouvelle méthode basée sur la moyenne géométrique pour améliorer les taux de reconnaissance

La moyenne géométrique est un concept mathématique lié à la moyenne arithmétique - que tout le monde connaît. Dans notre travail, nous avons proposé cette méthode et qui a donné les meilleurs résultats.

La moyenne géométrique d'un échantillon X est

$$m = \left[\prod_{i=1}^n x_i \right]^{\frac{1}{n}} \quad (\text{III. 30})$$

Où n est le nombre de valeurs dans X.

III.2.5 La Fusion

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut être réalisée à quatre niveaux différents : au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau des scores du module de comparaison ou au niveau des décisions. La fusion au niveau des scores semblent être le meilleur choix. La chaîne de traitement présentée à la figure III.1 illustre notre choix de notes de fusion. Trois règles de fusion sont utilisées : la somme simple, la somme pondérée et min sont définies par :

❖ La Somme Simple

Dans ce cas, D_{Fusion} est égal à la moyenne des deux vecteurs distance $D_{\text{PCA (face) } n}$ et $D_{\text{PCA (iris) } n}$. Nous choisissons la classe correspondant à la valeur minimale de D_{Fusion} .

$$D_{\text{Fusion}} = ((d^{\text{PCA (face)}}_{1n} + d^{\text{PCA (iris)}}_{1n})/2, \dots, (d^{\text{PCA (face)}}_{Mn} + d^{\text{PCA (iris)}}_{Mn})/2) \quad (\text{III. 31})$$

❖ La Somme Pondérée

La fusion pondérée simple a été utilisée comme stratégie de fusion de score dans ce travail, et la fusion des scores (S) est calculée comme suit,

$$S = w_1 s_1 + w_2 s_2 \quad (\text{III. 32})$$

Où s_1 et s_2 correspondent au score d'appariement au visage et au score d'appariement d'iris, w_1 et w_2 correspondent à leur poids, S est le score de fusion. Les poids w_1 et w_2 varient dans l'intervalle $[0, 1]$, de sorte que la contrainte $w_1 + w_2 = 1$ soit satisfaite.

$$w1 = \frac{1}{\left(\frac{1}{100 - T_{visage}}\right) + \left(\frac{1}{100 - T_{iris}}\right)}$$

$$w2 = \frac{1}{\left(\frac{1}{100 - T_{iris}}\right) + \left(\frac{1}{100 - T_{visage}}\right)}$$

❖ **Min**

$$S = \min_{1:M}(S_1, S_2, \dots, S_M) \quad (\text{III. 33})$$

III.2.6 Le Module de Décision

Il vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne en fonction du degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le ou les modèles stockés.

III.3 Caractéristiques de la base de données utilisée

Une base de données est une entité dans laquelle il est possible de stocker des données de façon structurée et avec le moins de redondance possible. Ces données doivent pouvoir être utilisées par des programmes, par des utilisateurs différents. Ainsi, la notion de base de données est généralement couplée à celle de réseau, afin de pouvoir mettre en commun ces informations. Il existe différentes bases des données dans le domaine de la biométrie, ce qui donne l'avantage de pouvoir choisir la base de données convenable pour leurs travaux. La plupart de ces bases de données ne sont pas disponible gratuitement. Dans ce travail nous allons utiliser la base de données ORL et la base de données CASIA-IrisV1.

III.3.1 La base de données ORL

La base de données ORL [54] des images de visage est fournie par les laboratoires AT & T de Cambridge. Il contient quelques variations d'éclairage, d'expression faciale (yeux ouverts / fermés, souriant / pas souriant) et de détails faciaux (lunettes / pas de lunettes). Ces images incluent une inclinaison et une rotation du visage pouvant aller jusqu'à 20 degrés. La base de données ORL comprend 400 images relatives à 40 sujets (10 images pour chaque sujet). Toutes les images ont été normalisées à une résolution de 112 x 92 pixels avec (256) niveaux de gris. Certaines images de visage ORL sont illustrées à la figure III .10.

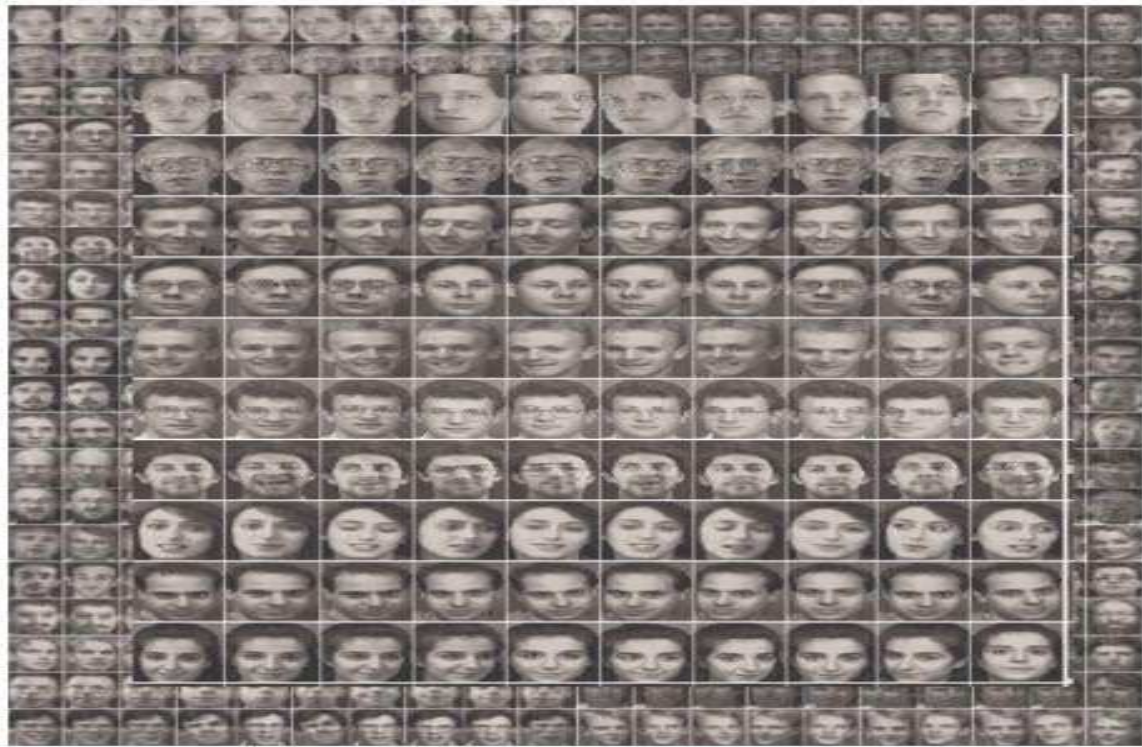


Figure III. 10. *Exemple d'images du visage de la base de données ORL.*

III.3.2 La base de données CASIA V 1

Nous avons utilisé la base de données biométriques publique CASIAV1 distribuée par l'institut « Chinese Academy of Science Institute of Automation » [55] afin de mener nos tests expérimentaux. La base de données CASIA-IrisV1 des images Iris comprend 756 photos d'Iris de 108 personnes. Pour chaque personne, 7 photos sont capturées par l'appareil développé par CASIA-IrisV1 qui se met proche de l'Iris (Fig.III.11), où trois échantillons (photos) sont prélevés à la première session, et quatre dans la deuxième session. Toutes les photos sont enregistrées au format BMP avec une résolution « 320 x 280 ». La figure III.12 montre un exemple d'image de la base donnée CASIA.

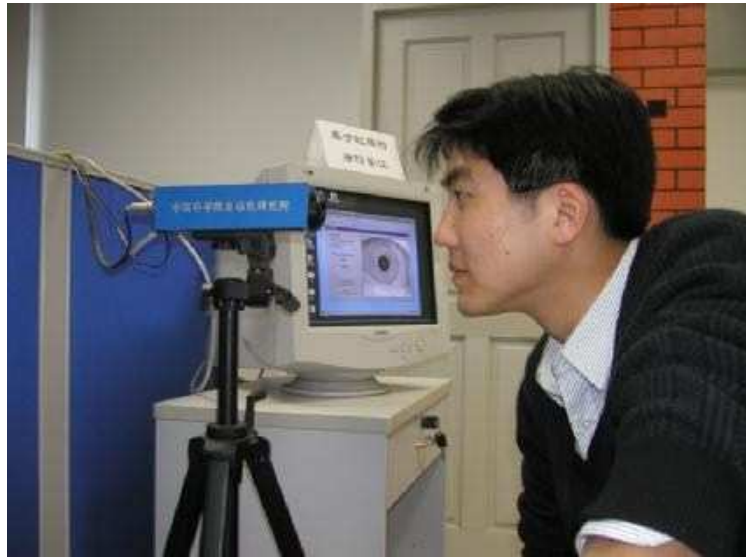


Figure III. 11. *Caméra développée pour la collecte de CASIA-IrisV1 [55].*

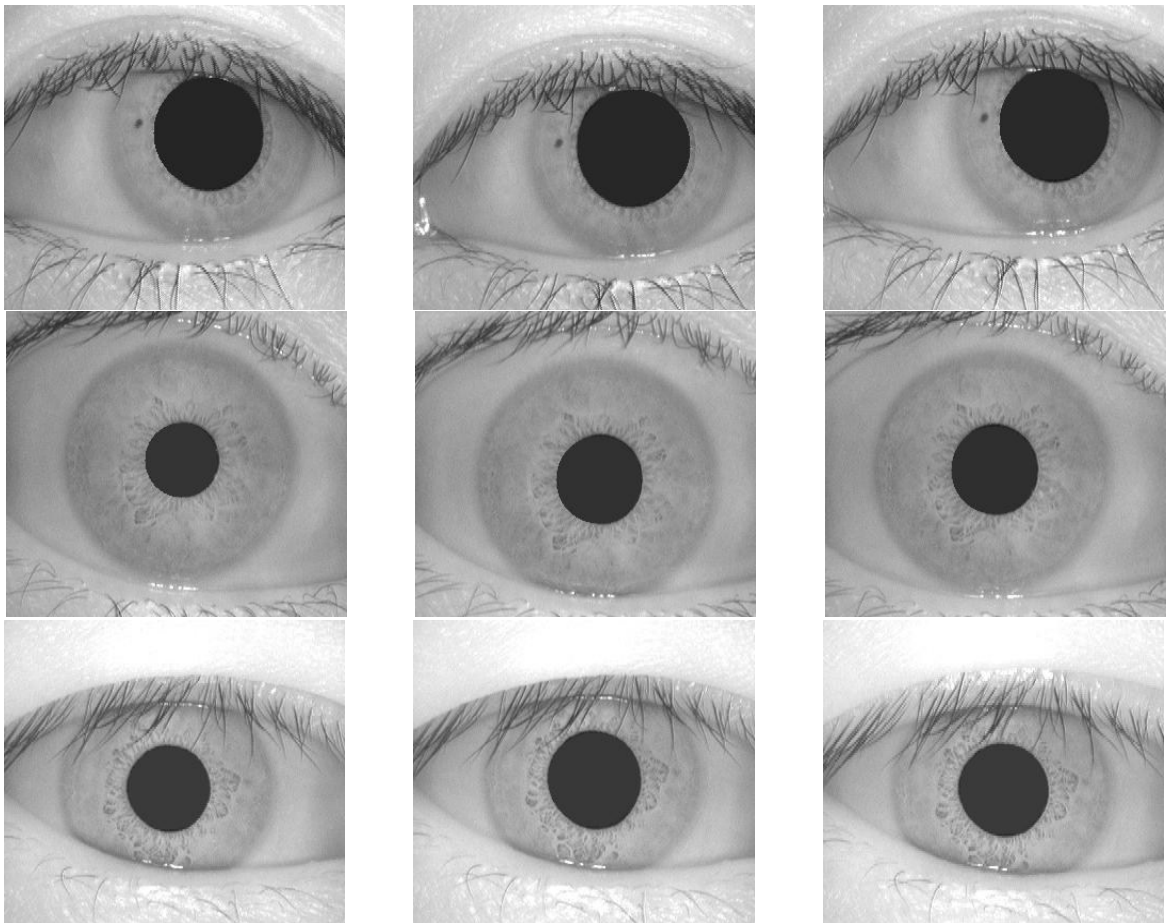


Figure III. 12. *Exemples des images d'iris de la base de données CASIA VI [55].*

III.4. L'évaluation des systèmes

La performance du système biométrique est mesurée par la reconnaissance du débit (TR) est déterminée par :

$$TR = \frac{\text{Le nombre de visages reconnus}}{\text{La taille de la base de données de test}} \times 100\% \quad (\text{III. 34})$$

III.5 Conclusion

Ce chapitre commence par l'étude de notre système multi-biométrique proposé en détaillant les méthodes utilisées et l'architecture adoptée, et ensuite présenter les caractéristiques de la base de données utilisée. Le chapitre suivant présente les résultats expérimentaux de l'évaluation du système proposé.

Chapitre IV

Résultats Expérimentaux et Discussions

Chapitre IV *Résultats Expérimentaux et Discussions*

IV.1 Introduction

La multimodalité est une alternative qui permet d'améliorer de manière systématique la performance d'un système biométrique. Par performance, nous entendons à la fois la précision du système, mais aussi son efficacité, plus particulièrement. En effet, les systèmes biométriques unimodaux font en général des erreurs différentes, alors il est possible de tirer parti de cette complémentarité offerte par la multimodalité afin d'améliorer la performance du système.

Malgré les avantages des systèmes biométriques par rapport aux systèmes traditionnels, ils sont vulnérables à des attaques spécifiques qui peuvent dégrader considérablement leurs fonctionnalités et l'intérêt d'employer de tels systèmes. Ainsi, l'évaluation de la sécurité des systèmes biométriques est devenue indispensable pour garantir l'opérationnalité de ces systèmes.

Le présent chapitre est consacré à la présentation des tests effectués et les résultats obtenus. Nous étudions les performances des deux systèmes (visage et iris) de façon séparée avant de présenter les résultats de nos combinaisons de fusion.

IV.2 Résultats des expériences et discussion

Le test et l'évaluation des systèmes mis en œuvre nécessitent la création d'un corpus multimodal, composé de quarante individus virtuels ayant deux modalités différentes (visage et iris) et extraits de la base de données de visage ORL (Laboratoire de recherche Olivetti) et de la base de données d'iris CASIA (Institut chinois de l'automatisation). Trois images de formation et trois images de test pour chaque modalité sont prises pour chaque personne. Le logiciel MATLAB est utilisé pour mettre en œuvre ce système biométrique multimodal.

Quatre modèles de systèmes biométriques ont été implémentés :

- Modèle 1 : l'identification de la personne est basée sur la modalité visage.
- Modèle 2 : l'identification de la personne est basée sur la modalité iris.
- Modèle 3 : l'identification de la personne est basée sur le multi-algorithmes.
- Modèle 4 : l'identification de la personne est basée sur la multimodalité du visage et de l'iris.

Pour chaque modèle, quatre méthodes PCA, DWT, SVD et DCT sont utilisées pour extraire les caractéristiques avec six classificateurs différents basés sur différentes distances : City-block, Euclidien, Seuclidien, Cosine, Chebychev et Corelation.

La moyenne a été utilisée pour modéliser le comportement général des méthodes et des distances implémentées

IV.2.1 Système Unimodal (visage et iris)

Dans cette partie, on va présenter et discuter les différents résultats obtenus avec les systèmes monomodaux du visage et de l'iris.

Dans le but de bien analyser notre système d'identification, et afin d'arriver à des résultats satisfaisants, nous avons divisé notre travail en deux parties :

IV.2 .1.1. Modèle du Visage

La première série d'expériences a pour but de mesurer les performances de systèmes unimodaux (visage).

Tableau IV.1. Taux de reconnaissance du visage

Méthodes	Reconnaissance de taux %				Visage
	PCA	DWT	SVD	DCT	Moyenne
<i>Euclidean</i>	91.67	86.67	91.67	91.67	90.42
<i>Seuclidean</i>	75.83	80.00	91.67	77.50	81.25
<i>Chebychev</i>	81.67	74.17	70.00	75.83	75.42
<i>Cityblock</i>	90.00	88.33	90.83	89.17	89.59
<i>Cosine</i>	86.67	80.83	86.67	86.67	85.21
<i>Correlation</i>	85.83	80.83	86.67	86.67	86.39
Moyenne	85.28	81.80	86.25	84.59	

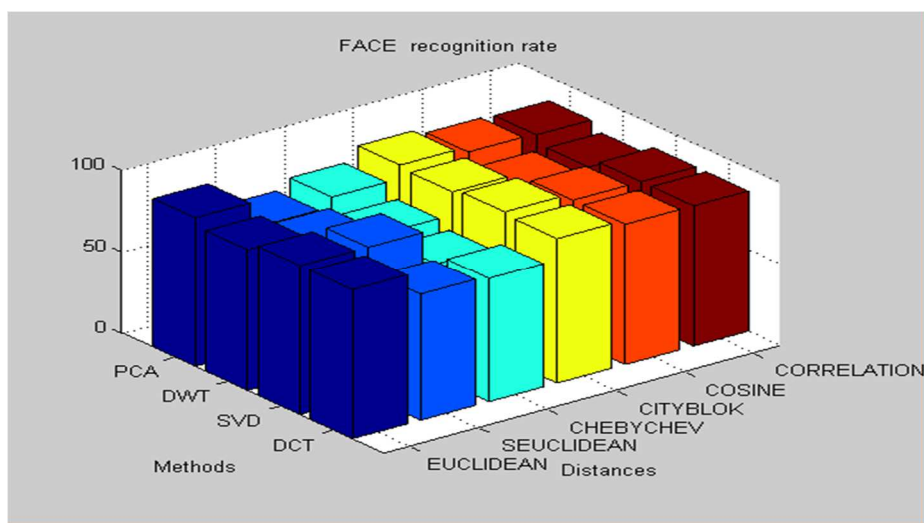


Figure. IV.1. Histogrammes des résultats de reconnaissance du visage obtenus avec PCA, DWT, SVD et DCT avec différentes distances

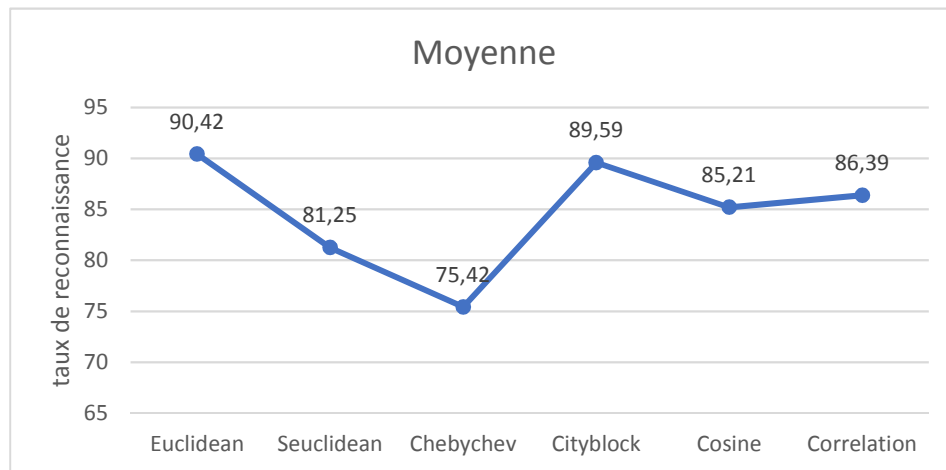


Figure. IV.2. Courbes des résultats de Moyenne de reconnaissance du visage obtenues avec différentes distances

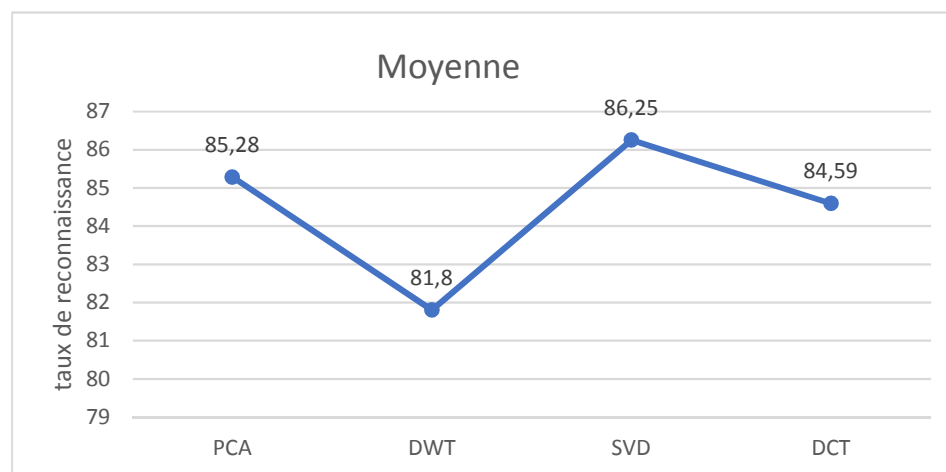


Figure. IV.3. Courbes des résultats de Moyenne de reconnaissance du visage obtenues avec PCA, DWT, SVD et DCT

Le tableau IV.1 et la figure IV.1 montrent la comparaison de la reconnaissance du visage entre quatre méthodes PCA, DWT, SVD et DCT en utilisant des distances différentes (Euclidean, Seclidean, Chebychev, City Blok, Cosine et Correlation). Les méthodes PCA, DCT et SVD ont donné le meilleur taux de reconnaissance (91,67%) pour la distance euclidienne. La méthode SVD a également donné le même résultat pour les distances Seulidiennes.

Comme le montre le tableau IV.1, la meilleure précision pour la reconnaissance faciale dans une base de données ORL est obtenue à l'aide de l'extracteur de caractéristique SVD.

IV.2 .1.2. Modèle d'iris

La deuxième série d'expériences a pour but de mesurer les performances de systèmes unimodaux d'iris.

Tableau IV.2. Taux de reconnaissance de l'iris

Méthodes	Reconnaissance de taux en %				IRIS
	PCA	DWT	SVD	DCT	Moyenne
Euclidean	77.50	76.67	40.00	77.50	67.92
Seuclidean	75.00	80.83	44.17	57.50	64.38
Chebyshev	58.33	55.83	37.50	64.17	53.95
Cityblock	81.67	80.83	45.83	70.00	69.59
Cosine	72.50	72.50	45.83	72.50	65.83
Correlation	75.00	69.17	43.33	72.50	65.00
Moyenne	73.33	72.63	42.78	69.29	

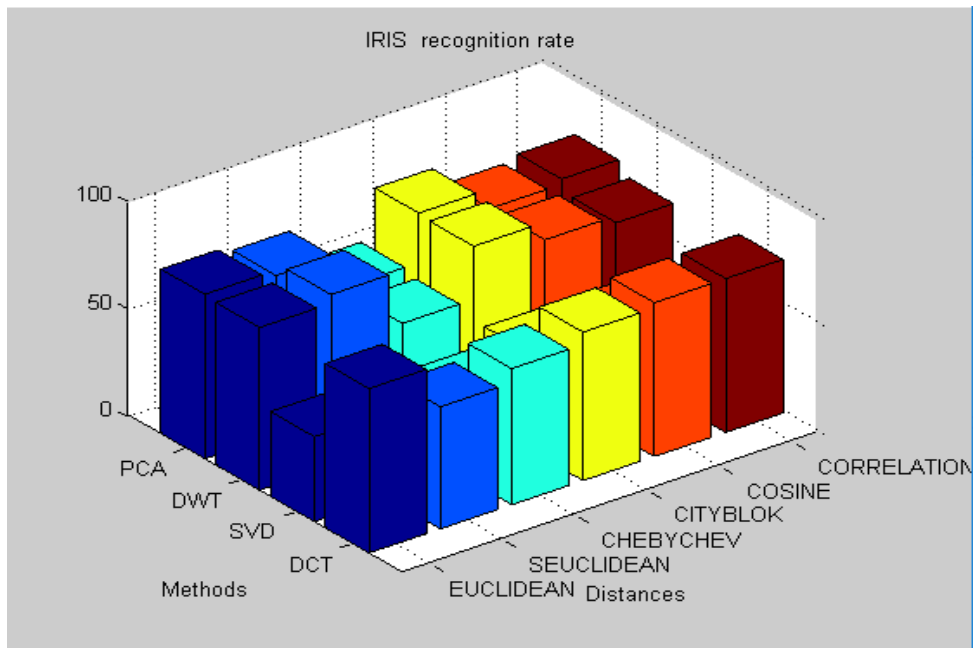


Figure. IV.4. Histogrammes des résultats obtenus de la reconnaissance de l'iris en utilisant PCA, DWT, SVD et DCT en utilisant des distances différentes

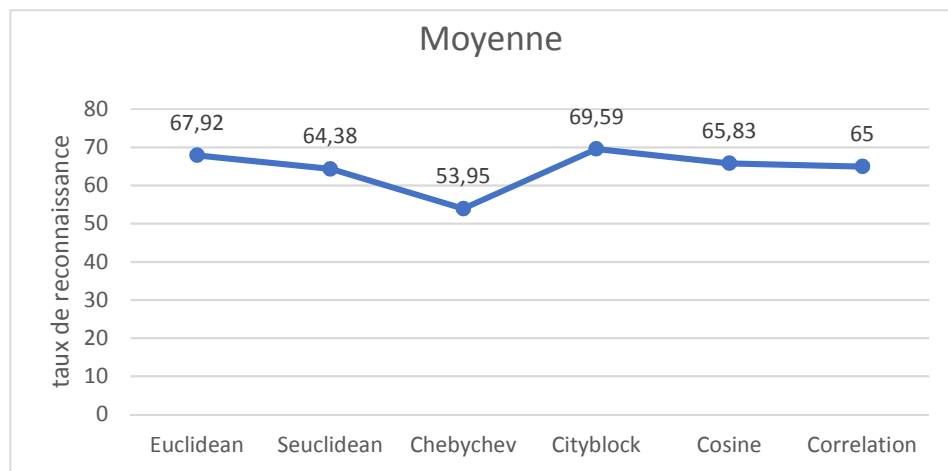


Figure. IV.5. Courbes des résultats de Moyenne de reconnaissance de l'iris obtenues avec différentes distances

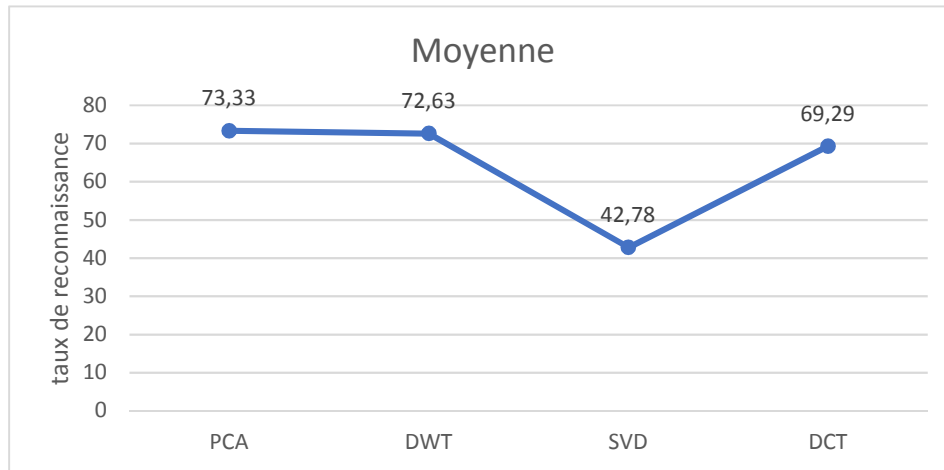


Figure. IV.6. *Courbes des résultats de la Moyenne de reconnaissance de l'iris obtenues avec PCA, DWT, SVD et DCT*

Le tableau IV.2 et la Figure. IV.4 montrent la comparaison de la reconnaissance de l'iris entre quatre méthodes PCA, DWT, SVD et DCT en utilisant des distances différentes (Euclidean, Seclidean, Chebychev, Cityblock, Cosine et Corelation). La meilleure précision pour la reconnaissance d'iris sur la base de données CASIA est obtenue en utilisant l'extracteur de caractéristiques PCA avec un taux de reconnaissance des données (81,67%) pour la distance City block.

En général, les résultats des expériences sur des systèmes unimodaux indiquent que la moyenne de distance Euclidienne est mieux que les autres distances de reconnaissance de visage, tandis que la moyenne City Blok offre la meilleure précision possible pour la reconnaissance de l'iris, et la moyenne de la méthode SVD est mieux que les autres méthodes de reconnaissance de visage, tandis que la moyenne de la méthode PCA offre la meilleure précision possible pour la reconnaissance de l'iris. On constate aussi que le système biométrique du visage est plus performant que le système biométrique d'iris.

IV.2 .2. Système Multi-algorithmes

Dans cette partie, on va présenter et discuter les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes. Nous avons utilisé les différentes normalisations mentionnées précédemment dans le chapitre 3 pour normaliser les scores de correspondance issus du module de comparaison du visage / de l'iris, tandis que pour la fusion, nous utilisons différentes techniques de fusion mentionnées aussi dans le chapitre 3 pour combiner les scores normalisés.

Le but de la troisième expérience est de prouver l'amélioration obtenue lorsque nous

utilisons l'approche multi-algorithme proposé.

La figure. IV.7 résume la structure de l'algorithme de notre système biométrique multi-algorithmes de l'iris et du visage.

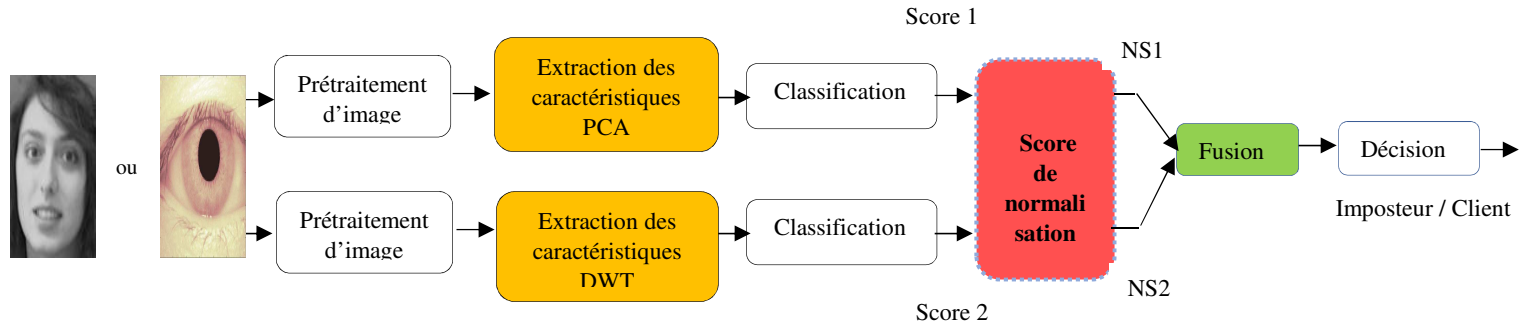


Figure. IV.7. Approche multi-algorithmiques pour le visage et l'iris (NS : score normalisé)

Nous présentons la méthodologie de fusion des quatre approches basées sur l'apparence décrite précédemment. Nous donnons un aperçu de la méthode proposée. La reconnaissance est implémentée par les étapes suivantes :

- ✓ Prétraitement d'image de visage / iris (redimensionné la taille de l'image).
- ✓ Extraction des caractéristiques de visage et de l'iris à l'aide de : PCA, DWT, SVD et DCT.
- ✓ Obtention des scores de correspondance de visage et d'iris en utilisant la mesure de distance de City block.
- ✓ Les scores des deux systèmes Visage / Iris sont normalisés en utilisant les méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom).
- ✓ Fusion des scores visage / iris en utilisant règle de combinaison (somme simple, somme pondérée et min).

IV.2 .2. 1. Approche multi-algorithmiques pour le visage

Nous avons implémenté différentes combinaisons possibles : fusion avec 2, 3 et 4 algorithmes. Pour la fusion de trois algorithmes, le taux de reconnaissance obtenu n'est pas satisfaisant, il est inférieur à 80%

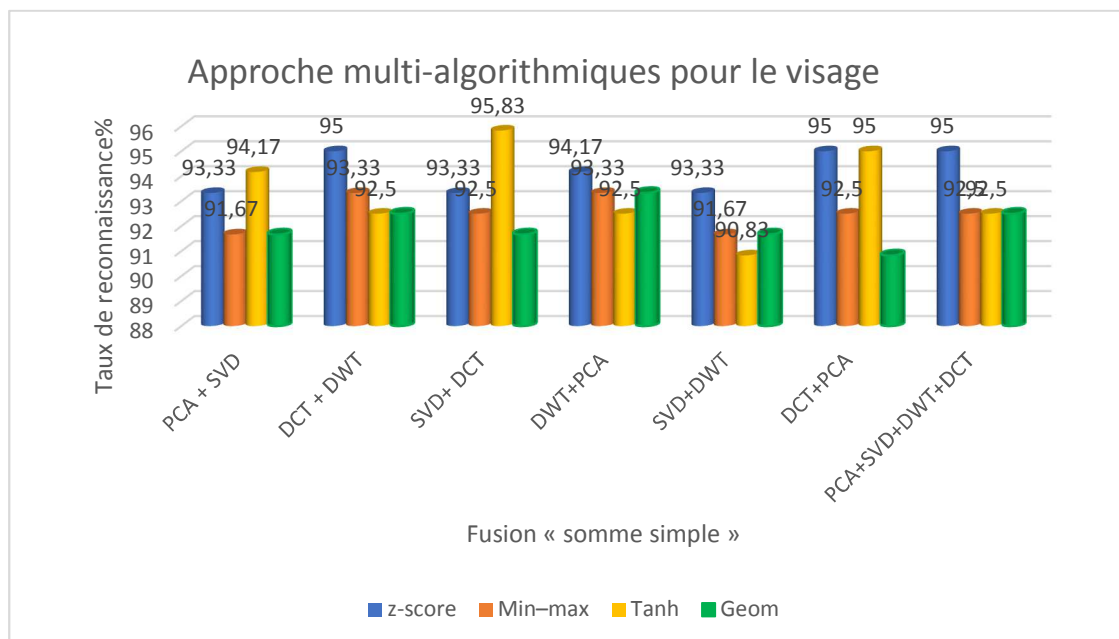
IV.2 .2. 1.1. Fusion (somme simple)

Dans ce qui suit, on va présenter les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes pour le visage en utilisant la règle de combinaison somme simple.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.3.

Tableau IV.3. Approche multi-algorithmiques pour le visage (fusion (somme simple))

Méthodes	Taux de reconnaissance en % du Visage			
	Fusion « somme simple »			
	z-score	Min-max	Tanh	Geom
PCA + SVD	93.33	91.67	94.17	91.67
DCT + DWT	95.00	93.33	92.50	92.50
SVD+ DCT	93.33	92.50	95.83	91.67
DWT+PCA	94.17	93.33	92.50	93.33
SVD+DWT	93.33	91.67	90.83	91.67
DCT+PCA	95.00	92.50	95.00	90.83
PCA+SVD+DWT+DCT	95.00	92.50	92.50	92.50

**Figure. IV.8.** Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmiques pour le visage (fusion « somme simple »)

Le tableau IV.3 et la Figure. IV.8 montrent la comparaison d'approche multi-algorithmique pour le visage entre quatre méthodes (PCA, DWT, SVD et DCT) en utilisant quatre méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom) avec la fusion somme simple. La méthode Tanh a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (95.83%) avec SVD+ DCT.

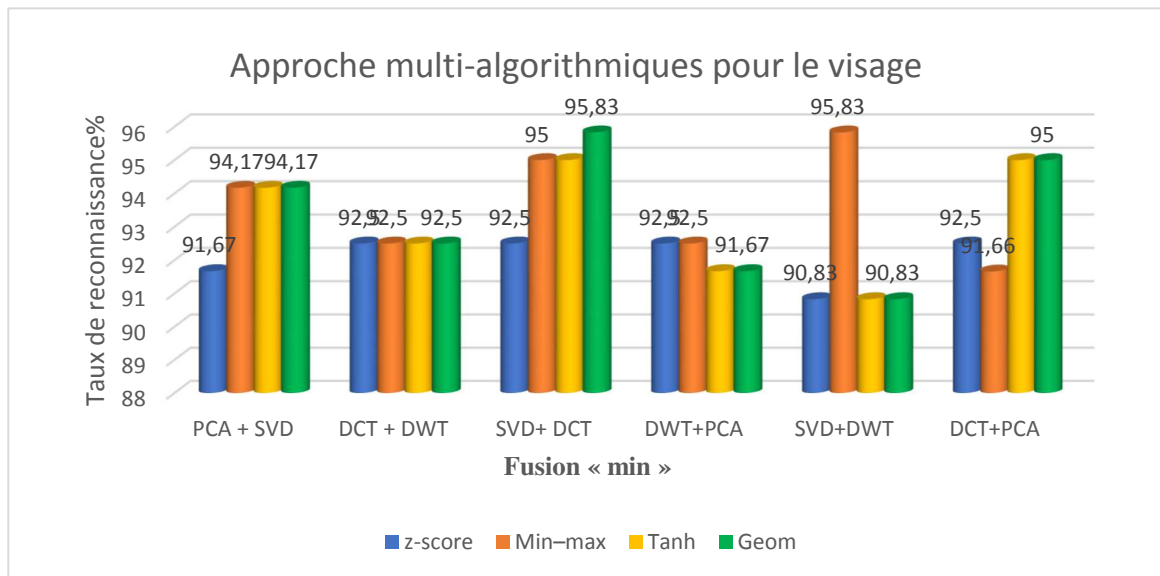
IV.2 .2. 1.2. Fusion (min)

Dans cette partie, on va présenter et commenter les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes pour le visage en utilisant la règle de combinaison min.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.4

Tableau IV.4. Approche multi-algorithmiques pour le visage (fusion (min))

Méthodes	Taux de reconnaissance en % du Visage			
	Fusion « min »			
	z-score	Min-max	Tanh	Geom
PCA +SVD	91.67	94.17	94.17	94.17
DCT+DWT	92.50	92.50	92.50	92.50
SVD+ DCT	92.50	95.00	95.00	95.83
DWT+PCA	92.50	92.50	91.67	91.67
SVD+DWT	90.83	95.00	90.83	90.83
DCT+PCA	92.50	91.66	95.00	95.00

**Figure. IV.9.** Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmiques pour le visage (fusion « min »)

Le tableau IV.4 et la Figure. IV.9 montrent la comparaison d'approche multi-algorithmique pour le visage entre quatre méthodes (PCA, DWT, SVD et DCT) en utilisant quatre méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom) avec la fusion min. Les méthodes z-score et Geom ont donné le meilleur taux de reconnaissance des données (95.83%).

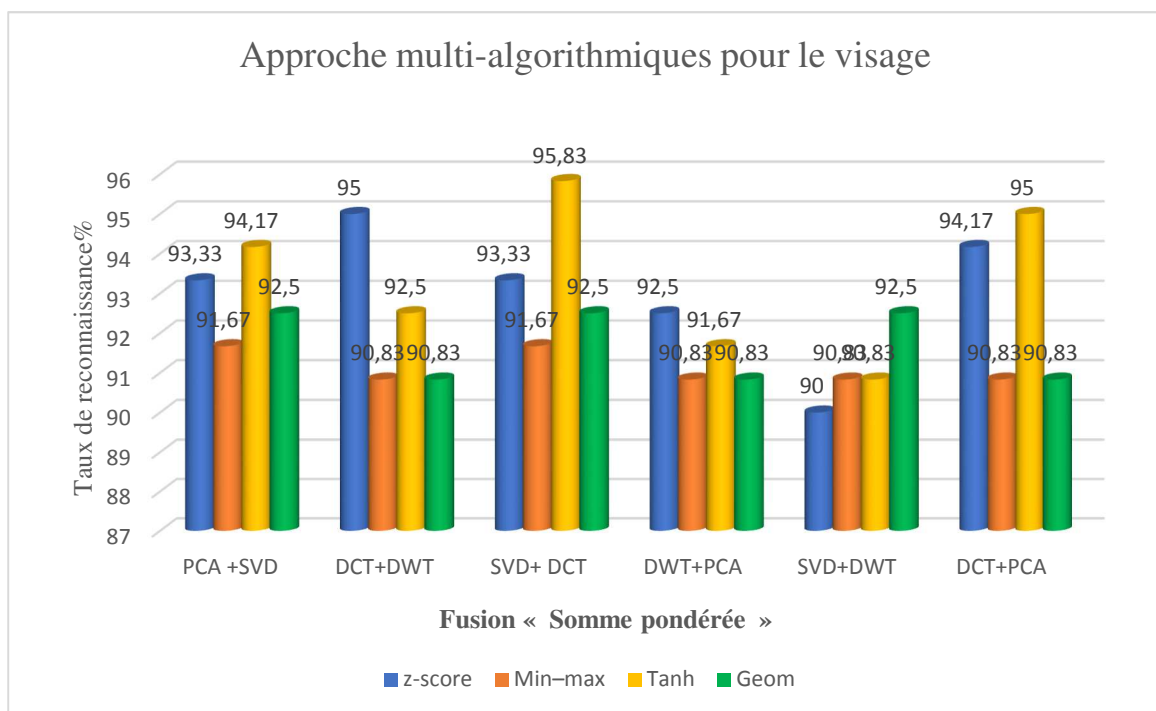
IV.2 .2. 1.3 Fusion (Somme pondérée)

Nous présentons ici, les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes pour le visage en utilisant la règle de combinaison somme pondérée.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.5.

Tableau IV.5. Approche multi-algorithmiques pour le visage (fusion (somme pondérée))

Méthodes	Taux de reconnaissance en % du Visage			
	Fusion « Somme pondérée »			
	z-score	Min-max	Tanh	Geom
PCA +SVD	93.33	91.67	94.17	92.50
DCT+DWT	95.00	90.83	92.50	90.83
SVD+ DCT	93.33	91.67	95.83	92.50
DWT+PCA	92.50	90.83	91.67	90.83
SVD+DWT	90.00	90.83	90.83	92.50
DCT+PCA	94.17	90.83	95.00	90.83

**Figure. IV.10.** Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmiques pour le visage (fusion « somme pondérée »)

Le tableau IV.5 et la Figure. IV.10 montrent la comparaison d'approche multi-algorithmique pour le visage entre quatre méthodes (PCA, DWT, SVD et DCT) en utilisant quatre méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom) avec la fusion somme pondérée. La méthode Tanh a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (95.83%) avec SVD+ DCT.

IV.2 .2. 2 Approche multi-algorithmiques pour l'iris

IV.2 .2. 2.1 Fusion (somme simple)

Nous discutons dans ce qui suit les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes pour l'iris en utilisant la règle de combinaison somme simple.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.6.

Tableau IV.6. Approche multi-algorithmiques pour l'iris (fusion (somme simple))

Méthodes	Taux de reconnaissance en% de Iris			
	Fusion « somme simple »			
	z-score	Min-max	Tanh	Geom
PCA + SVD	82.50	83.33	48.33	85.83
DCT + DWT	86.67	85.83	83.33	85.00
SVD+ DCT	82.50	80.83	48.33	74.17
DWT+PCA	85.83	85.83	85.00	85.83
SVD+DWT	85.83	83.33	48.33	81.67
DCT+PCA	88.33	84.17	83.33	82.50
PCA+SVD+DWT+DCT	90.83	90.00	48.33	85.83

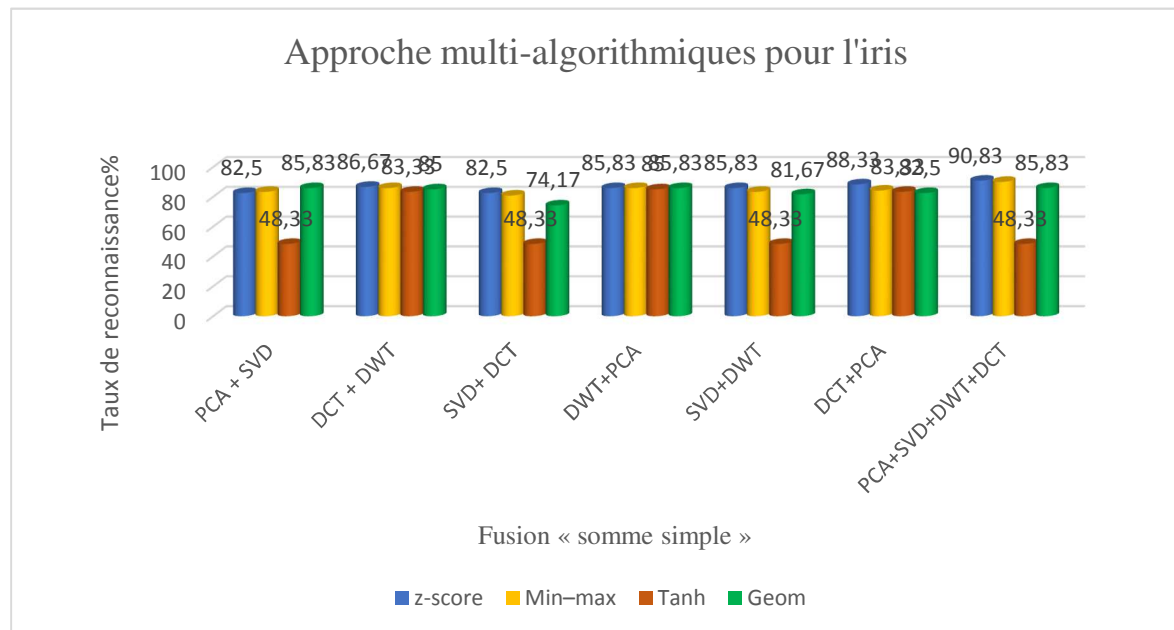


Figure. IV.11. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmiques pour l'iris (fusion « somme simple »)

Le tableau IV.6 et la Figure. IV.11 montrent la comparaison d'approche multi-algorithmiques pour l'iris entre quatre méthodes (PCA, DWT, SVD et DCT) en utilisant quatre méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom) avec la fusion somme simple. La méthode z-score a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (90.83%) avec PCA+SVD+DWT+DCT.

IV.2 .2.2.2 Fusion (min)

Nous discutons ici, les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes pour l'iris en utilisant la règle de combinaison min.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.7.

Tableau IV.7. Approche multi-algorithmiques pour l'iris (fusion (min))

Méthodes	Taux de reconnaissance en % de Iris			
	Fusion « min »			
	z-score	Min-max	Tanh	Geom
PCA +SVD	83.33	57.50	48.33	48.33
DCT+DWT	76.67	82.50	83.33	83.33
SVD+ DCT	68.33	60.00	48.33	48.33
DWT+PCA	85.00	85.33	85.33	86.00
SVD+DWT	79.17	53.33	46.33	48.33
DCT+PCA	83.33	81.67	81.00	83.33

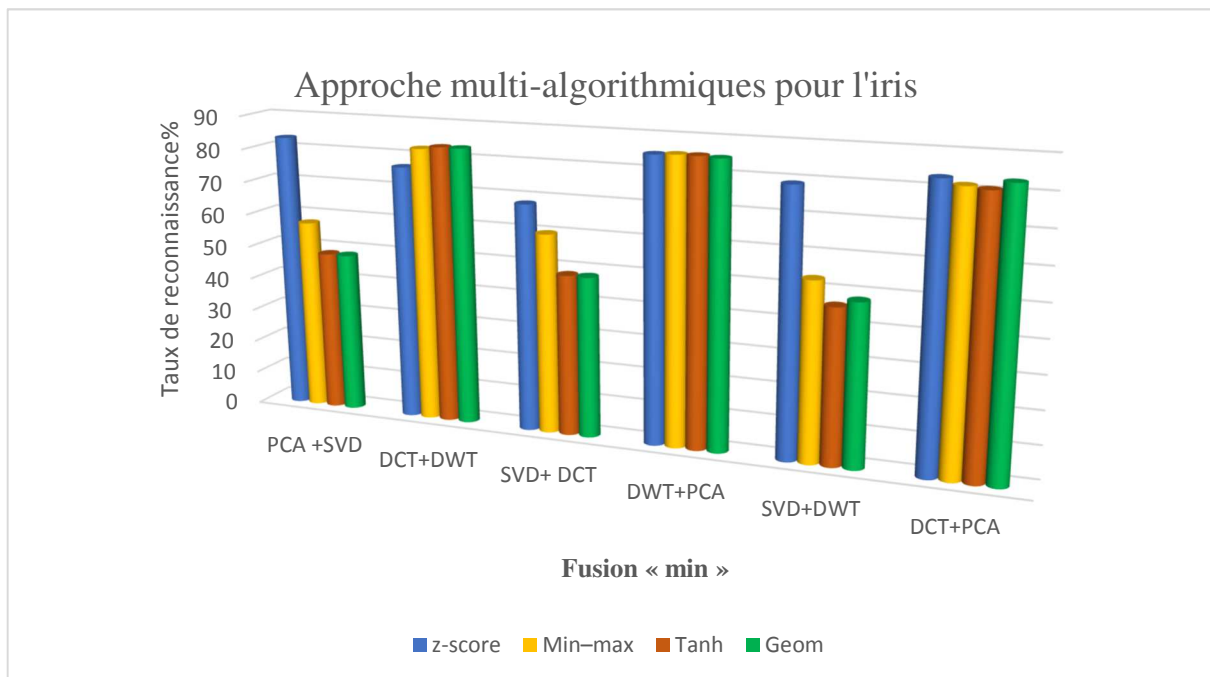


Figure. IV.12. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmiques pour l'iris (fusion « min »)

Le tableau IV.7 et la Figure. IV.12 montrent la comparaison d'approche multi-algorithmique pour l'iris entre quatre méthodes (PCA, DWT, SVD et DCT) en utilisant quatre méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom) avec la fusion min. La méthode Geom a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (86%) avec DWT+PCA.

IV.2 .2. 2.3 Fusion (Somme pondérée)

Dans cette partie, on va discuter les différents résultats obtenus avec le système multi-algorithmes pour l'iris en utilisant la règle de combinaison somme pondérée.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.8

Tableau IV.8. Approche multi-algorithmiques pour l'iris (fusion (Somme pondérée))

Méthodes	Taux de reconnaissance en % de Iris			
	Fusion « Somme pondérée »			
	z-score	Min-max	Tanh	Geom
PCA +SVD	81.67	78.33	48.33	85.00
DCT+DWT	87.50	85.00	83.33	84.17
SVD+ DCT	76.67	80.00	48.33	71.67
DWT+PCA	90.83	85.83	85.00	84.17
SVD+DWT	88.33	85.83	48.33	81.67
DCT+PCA	86.67	81.67	85.00	82.50

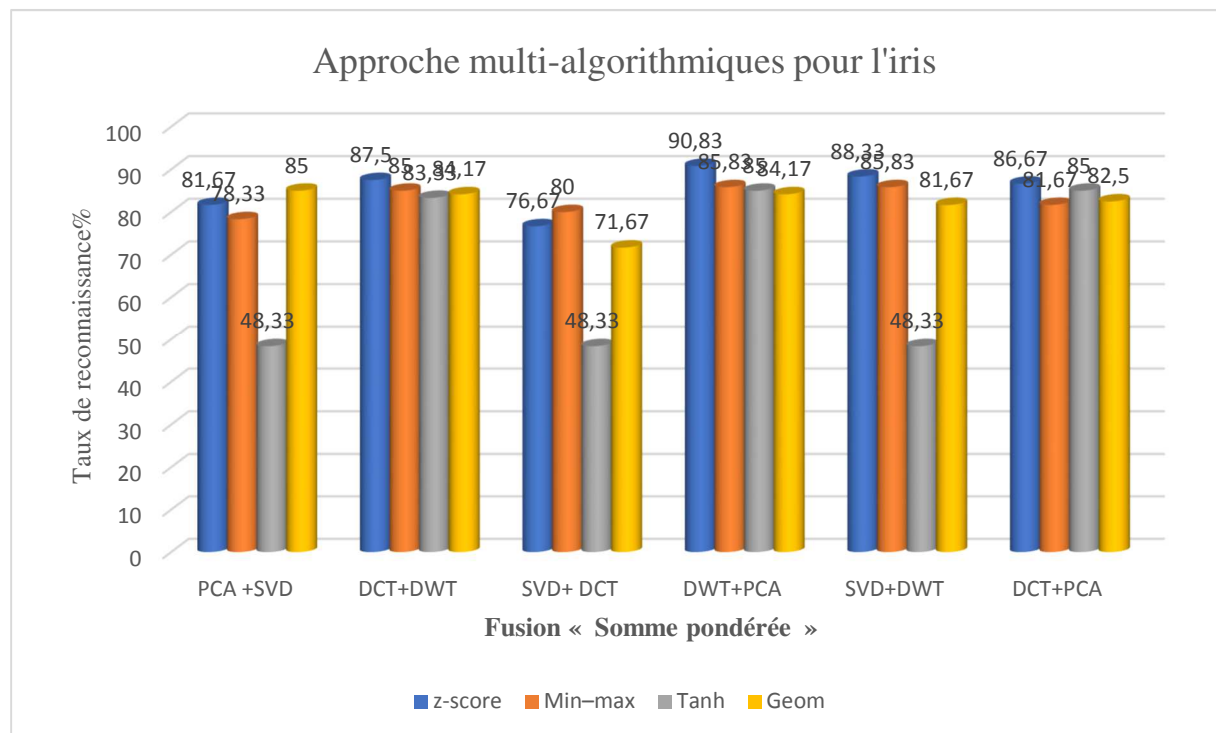


Figure. IV.13. Histogrammes des résultats obtenus de l'approche multi-algorithmiques pour l'iris (fusion « somme pondérée »)

Le tableau IV.8 et la Figure. IV.13 montrent la comparaison d'approche multi-algorithmiques pour l'iris entre quatre méthodes (PCA, DWT, SVD et DCT) en utilisant quatre méthodes de normalisation (Min-Max, z-score, Tanh et Geom) avec la fusion somme pondérée. La méthode z-score a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (90.83%) avec DWT+PCA.

Les résultats obtenus montrent que le système multi-algorithmiques proposé permet d'obtenir une meilleure précision de reconnaissance par rapport aux systèmes unimodaux avec une performance de 95,8%.

IV.2 .3. Système Multimodal

Dans cette section, nous présentons le moyen de fusionner les deux modalités (visage et iris) en fonction de l'apparence décrite précédemment. Nous donnons un aperçu de la technique proposée. La reconnaissance est mise en œuvre par les étapes suivantes :

- ✓ Prétraitement d'image de visage / iris (redimensionné la taille de l'image).
- ✓ Extraction des caractéristiques de visage et de l'iris à l'aide de : PCA, DWT, SVD et DCT.
- ✓ Obtention des scores de correspondance de visage et d'iris en utilisant la mesure de distances différentes (Euclidean, Seclidean, Chebychev, City Blok, Cosine et Correlation).
- ✓ Les scores des deux systèmes Visage / Iris sont normalisés en utilisant les méthodes de normalisation (Min-Max et une nouvelle méthode moyenne géométrique). Les deux méthodes z-score et Tanh n'ont pas donné de résultats satisfaisants, alors nous ne les avons pas présentés dans le cas de système multimodal.

$$m = \left[\prod_{i=1}^n x_i \right]^{\frac{1}{n}}$$

- ✓ Fusion des scores visage / iris en utilisant règle de combinaison (somme simple, somme pondérée).

IV.2 .3. 1. Normalisation (Min-Max)

IV.2 .3. 1. 1. Fusion (somme simple)

Nous présentons maintenant, les différents résultats obtenus avec le système multimodal en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant la règle de combinaison somme simple. Les résultats sont résumés dans le tableau IV.9.

Tableau IV.9. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage+ iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant les règles de fusion (somme simple)

Rule	Normalisation (Min-Max)				
	Somme simple				
	PCA	DCT	DWT	SVD	Moyenne
<i>EUCLIDEAN</i>	94.17	94.17	92.50	91.67	93.15
<i>SEUCLIDEAN</i>	89.17	79.17	93.33	89.17	87.71
<i>CHEBYCHEV</i>	80.83	75.00	77.50	82.50	78.96
<i>CITYBLOK</i>	96.67	93.33	94.17	94.17	94.59
<i>COSINE</i>	91.67	89.17	84.17	89.17	88.54
<i>CORRELATION</i>	92.50	91.67	89.17	88.33	90.42
Moyenne	90.83	87.09	88.48	89.17	

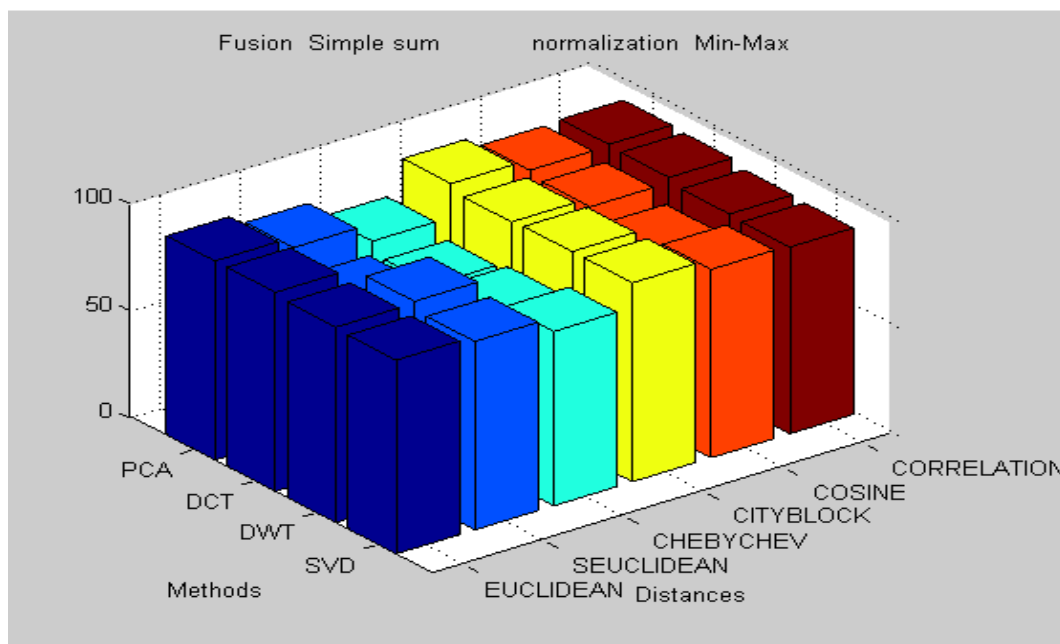
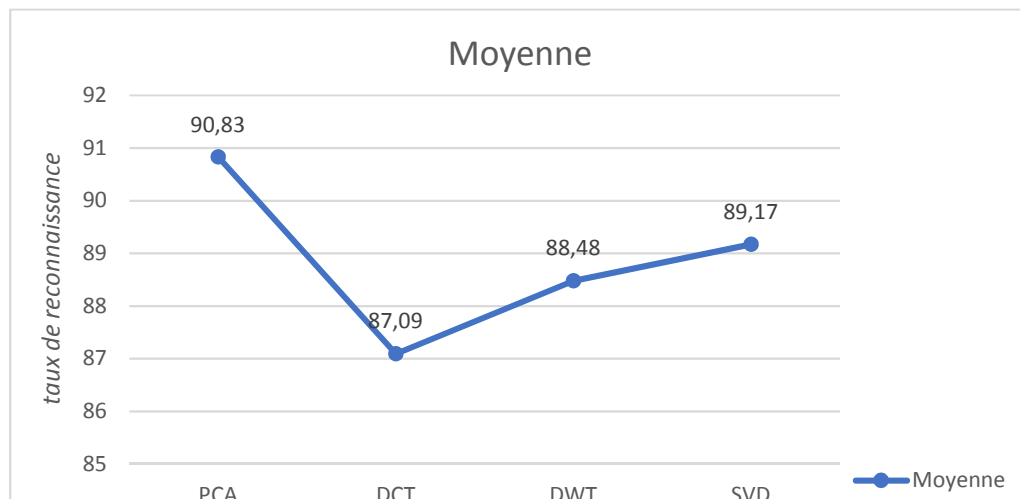


Figure. IV.14. Histogrammes obtenus taux de reconnaissance multimodal (visage+ iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme simple)



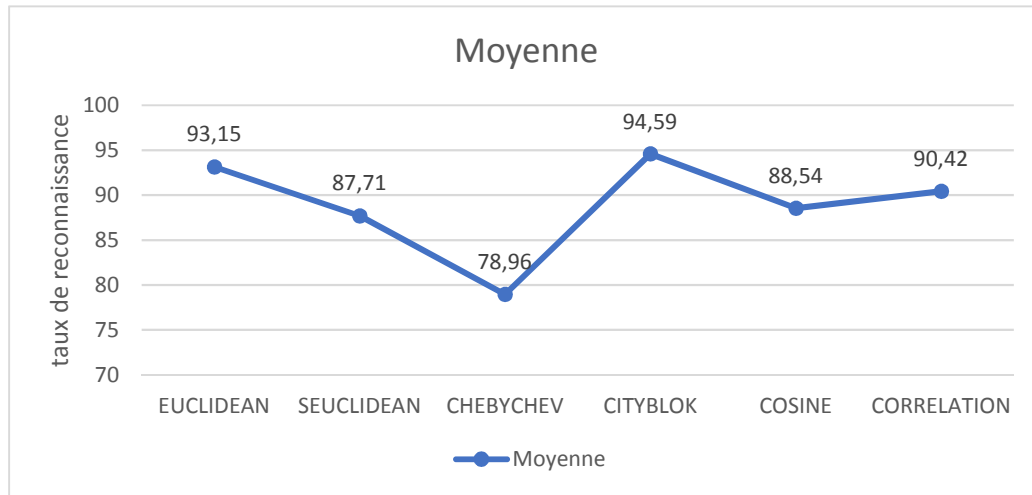


Figure. IV.15. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues avec un taux de reconnaissance multimodal (visage+ iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme simple)

Le tableau IV.9 présente les résultats de l'évaluation du système multimodal utilisant la normalisation (Min-Max) et les règles de fusion (somme simple). La méthode PCA a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (96,67%) pour la distance Cityblock.

La Figure. IV.14 montre les histogrammes obtenus avec un taux de reconnaissance multimodal (visage+ iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme simple).

IV.2 .3. 1. 2. Fusion (Somme pondérée)

Nous discutons ici, les différents résultats obtenus avec le système multimodal en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant la règle de combinaison somme pondérée.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.10.

Tableau IV.10. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage+ iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant les règles de fusion (Somme pondérée)

Rule	Normalisation (Min-Max)				
	Somme pondérée				
	PCA	DCT	DWT	SVD	Moyenne
EUCLIDEAN	95.00	95.83	93.33	92.50	94.16
SEUCLIDEAN	91.67	87.50	91.67	91.67	90.63
CHEBYCHEV	84.17	81.67	83.33	82.50	82.92
CITYBLOK	95.83	95.00	93.33	93.33	94.37
COSINE	92.50	91.67	88.33	88.33	90.20
CORRELATION	92.50	91.67	89.17	88.33	90.42
Moyenne	91.94	90.56	89.86	89.44	

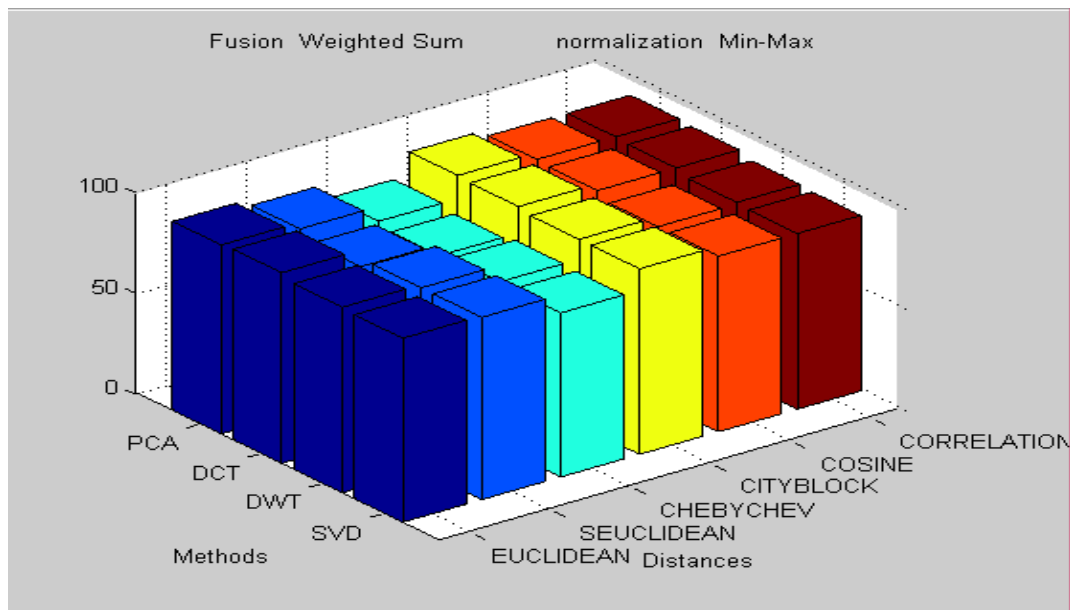


Figure. IV.16. Taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus à l'aide de la normalisation (Min-Max) et à l'aide de règles de fusion (somme pondérée)

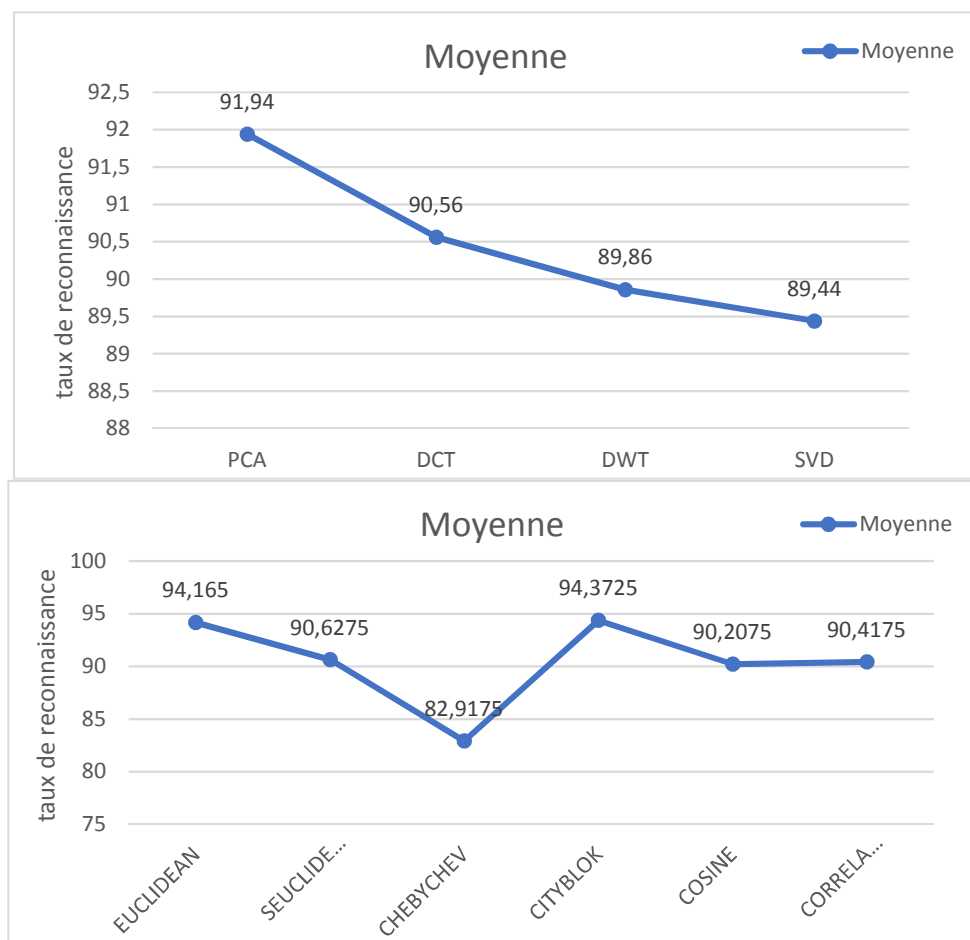


Figure. IV.17. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues avec un taux de reconnaissance multimodal (visage+ iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant des règles de fusion (somme pondérée)

Le Tableau IV.10 présente les résultats de l'évaluation du système multimodal à l'aide des règles de fusion de normalisation (Min-Max) et (Somme pondérée). La méthode PCA a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (95,83%) pour la distance City block.

La Figure. IV.16 montre les histogrammes obtenus avec le taux de reconnaissance multimodal (visage et iris) en utilisant la normalisation (Min-Max) et en utilisant les règles de fusion (Somme pondérée).

IV.2 .3. 2. Normalisation (Moyenne Géométrique)

Dans cette thèse, nous avons proposé une nouvelle méthode de normalisation, la moyenne géométrique. Il l'a comparé à quelques méthodes. Les résultats obtenus sont très satisfaisants dans un système multimodal.

IV.2 .3. 2. 1. Fusion (somme simple)

Nous discutons ici, les différents résultats obtenus avec le système multimodal en utilisant la normalisation moyenne géométrique et en utilisant la règle de combinaison somme simple. Les résultats sont résumés dans le tableau IV.11.

Tableau IV.11. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage+ iris) en utilisant la normalisation moyenne géométrique et en utilisant des règles de fusion (somme simple)

Rule	Normalisation (Moyenne Géométrique)				
	Somme simple				
	PCA	DCT	DWT	SVD	Moyenne
<i>EUCLIDEAN</i>	95.00	95.00	91.67	94.17	93.96
<i>SEUCLIDEAN</i>	90.83	85.00	93.33	92.50	90.42
<i>CHEBYCHEV</i>	82.50	77.50	82.50	76.67	79.80
<i>CITYBLOK</i>	98.50	95.83	94.17	91.67	95.04
<i>COSINE</i>	91.67	89.17	86.67	88.33	88.96
<i>CORRELATION</i>	90.83	89.17	75.83	86.67	85.62
Moyenne	91.38	88.61	87.36	87.16	

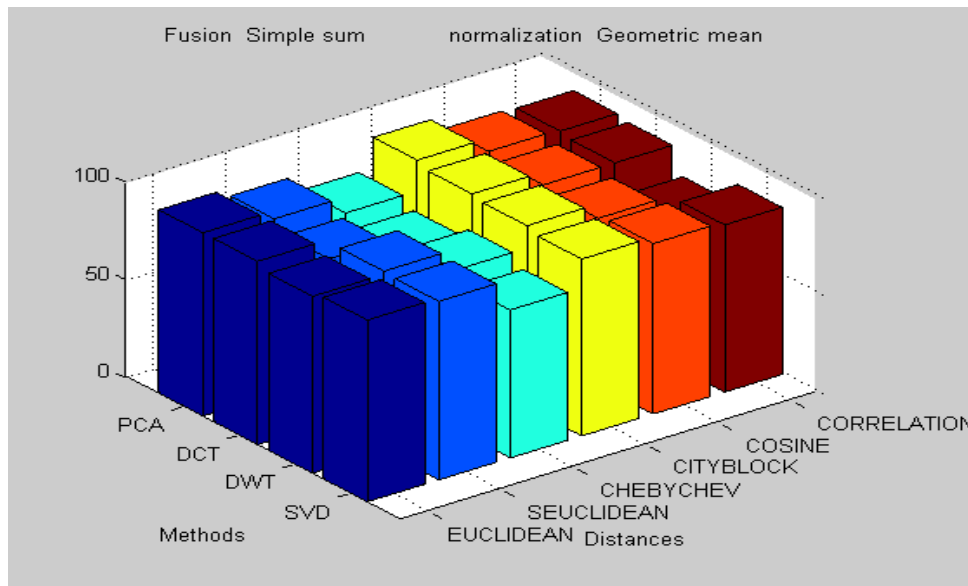


Figure. IV.18. Taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus avec des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme simple).

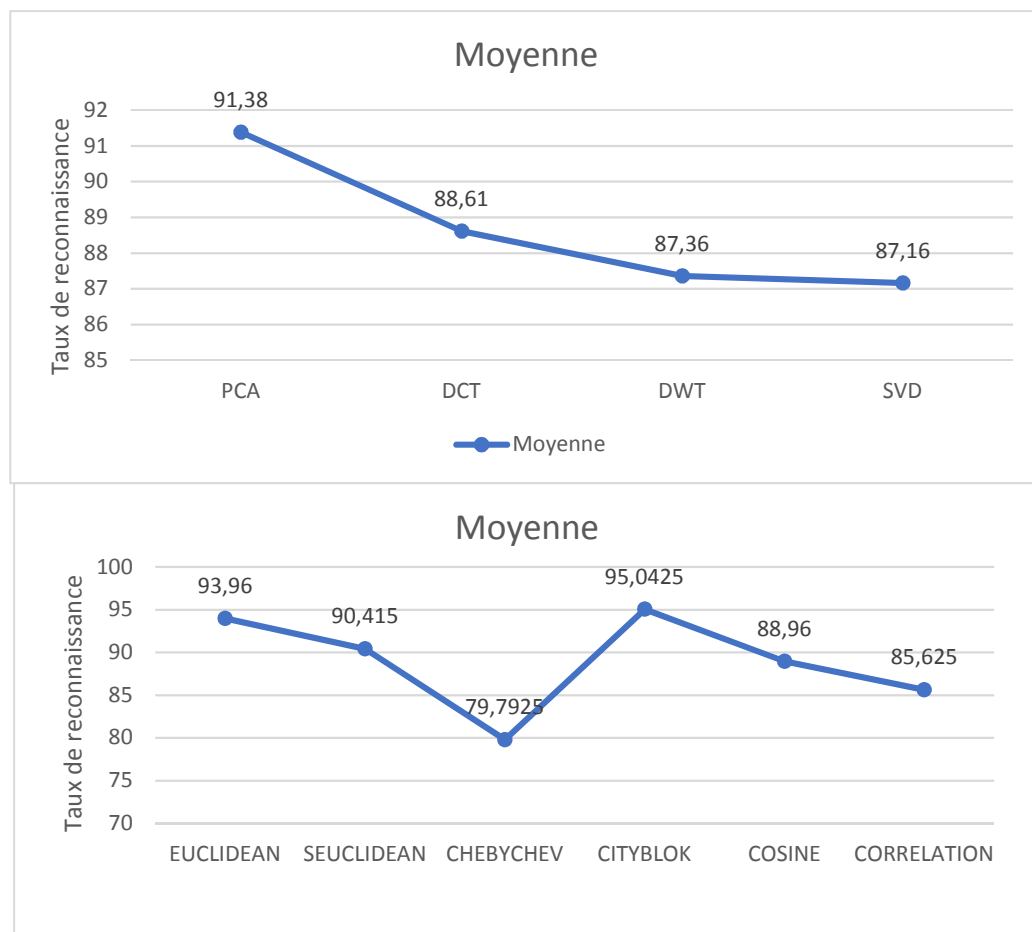


Figure. IV.19. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues avec un taux de reconnaissance multimodaux (visage + iris) obtenus avec des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme simple).

Le Tableau IV.11 présente les résultats de l'évaluation du système multimodal utilisant la normalisation (moyenne géométrique) et les règles de fusion (somme simple). La méthode PCA a donné le meilleur taux de reconnaissance des données (98,50%) pour la distance city block. La Figure. IV.18 présente les histogrammes obtenus avec un taux de reconnaissance multimodal (visage+ iris) utilisant la normalisation (moyenne géométrique) et des règles de fusion (somme simple).

IV.2 .3. 2. 2. Fusion (Somme pondérée)

Nous présentons ici, les différents résultats obtenus avec le système multimodal en utilisant la normalisation (moyenne géométrique) et en utilisant la règle de combinaison somme pondérée.

Les résultats sont résumés dans le tableau IV.12.

Tableau IV.12. Taux de reconnaissance obtenu pour la reconnaissance multimodale (visage+ iris) en utilisant une moyenne géométrique et en utilisant des règles de fusion (Somme pondérée)

Rule	Normalisation (Moyenne Géométrique)				
	Somme pondérée				
	PCA	DCT	DWT	SVD	Moyenne
<i>EUCLIDEAN</i>	95.00	94.17	93.33	92.50	93.75
<i>SEUCLIDEAN</i>	88.33	84.17	90.83	91.67	88.75
<i>CHEBYCHEV</i>	91.67	81.67	81.67	83.33	84.58
<i>CITYBLOK</i>	95.83	95.00	95.83	90.83	95.59
<i>COSINE</i>	93.33	90.83	87.50	87.50	89.79
<i>CORRELATION</i>	93.33	91.67	80.83	86.67	88.61
Moyenne	92.91	89.58	88.33	87.50	

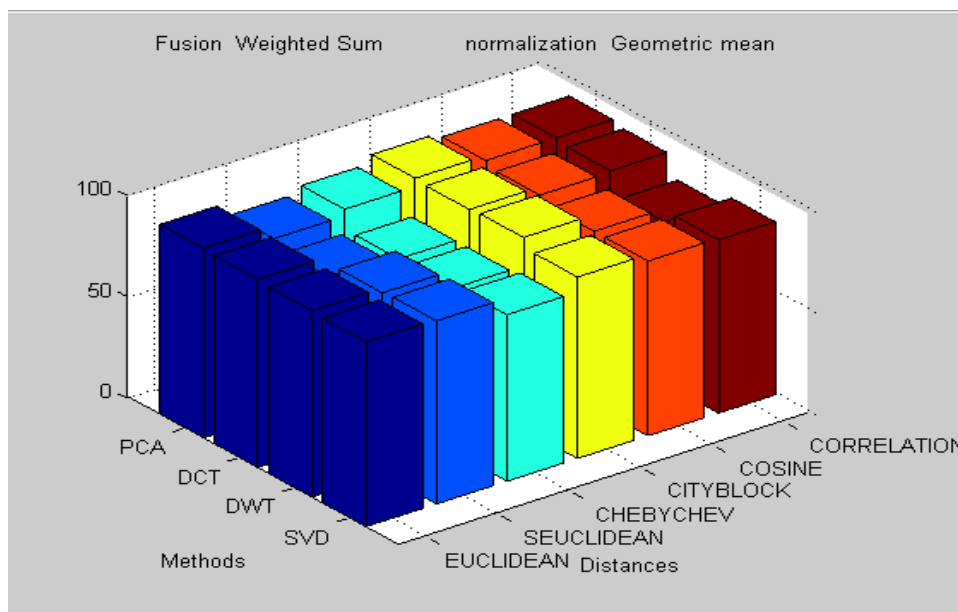


Figure. IV.20. Taux de reconnaissance multimodaux (visage+ iris) obtenus à l'aide des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme pondérée)

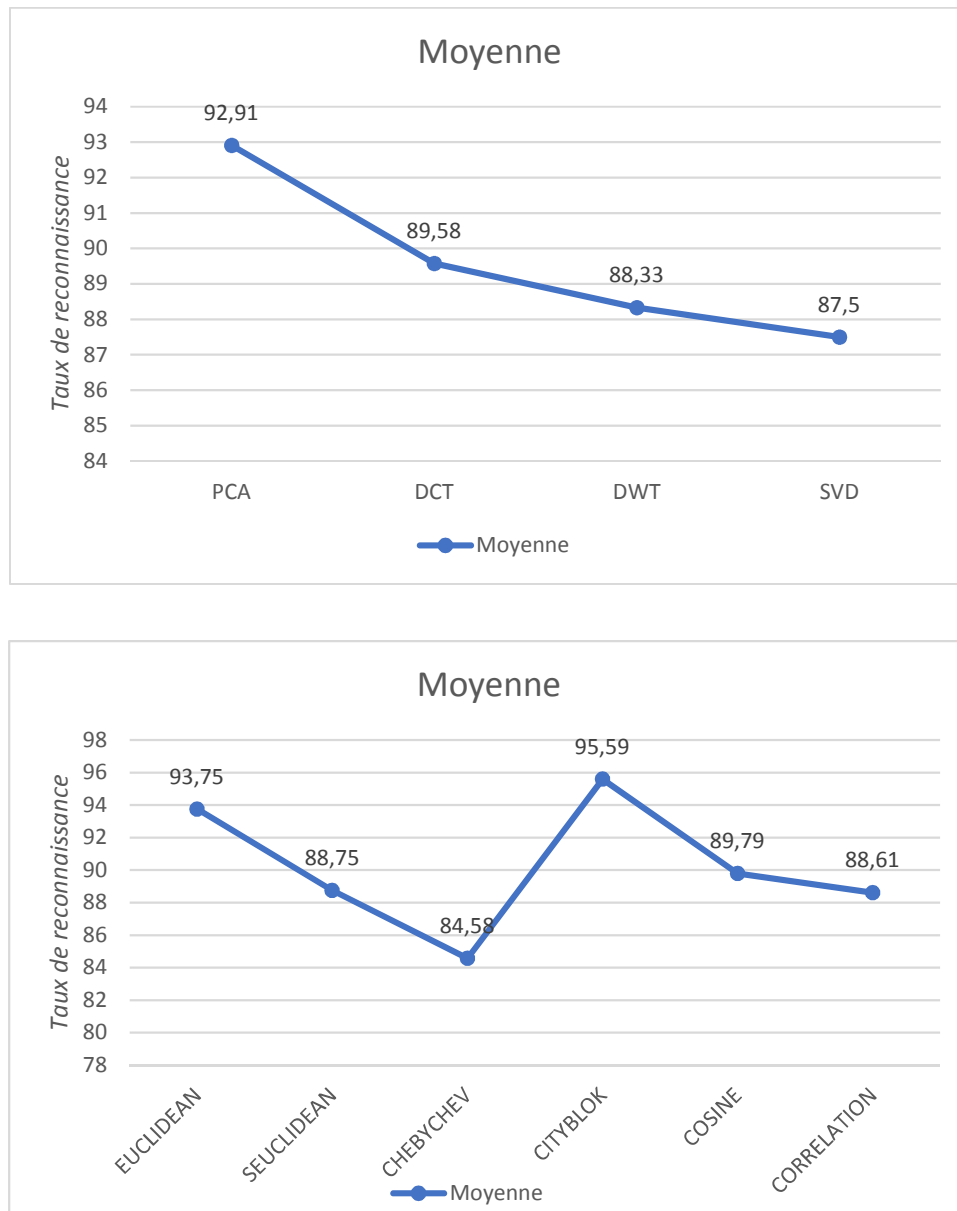


Figure. IV.21. Courbes des résultats de la Moyenne obtenues avec un taux de reconnaissance multimodaux (visage+ iris) obtenus à l'aide des moyennes géométriques et des règles de fusion (somme pondérée).

Le Tableau IV.12 présente les résultats d'évaluation du système multimodal à l'aide des règles de fusion de normalisation (moyenne géométrique) et de (somme pondérée). Les méthodes PCA et DWT ont donné le meilleur taux de reconnaissance des données (95,83%) pour la distance City block.

La Figure. IV.20 présente les histogrammes obtenus avec un taux de reconnaissance multimodal (visage + iris) en utilisant la normalisation (moyenne géométrique) et en utilisant les règles de fusion (somme pondérée).

IV.3 Conclusion

Plusieurs conclusions peuvent être tirées de ces travaux. Nous remarquons que la méthode PCA donne les meilleurs résultats pour extraire les caractéristiques et que la distance City block donne les meilleurs résultats pour la classification et la nouvelle méthode de la moyenne géométrique donne les meilleurs résultats pour la normalisation. Nous observons que les performances du cadre multimodal dépendent du choix des méthodes d'extraction des caractéristiques et de la technique de normalisation, ainsi que de la méthode de fusion. Pour chaque méthode de fusion correspond une technique de normalisation spécifique.

Enfin, nous avons comparé tous les méthodes mis en œuvre dans cette thèse pour obtenir la méthode la plus robuste et efficace sur la base de données de visage ORL et de la base de données d'iris CASIA.

Conclusion Générale et Perspectives

Conclusion Générale et Perspectives

Les systèmes biométriques sont de plus en plus répandus dans toutes les applications quotidiennes en raison du développement rapide des nouvelles technologies et de la diminution constante du coût et de la taille de l'équipement. Cette étude nous a permis de valider la possibilité d'atteindre un cadre biométrique multimodal par la fusion de deux modalités biométriques le visage et de l'iris. L'objectif des chercheurs était d'essayer de mettre en œuvre une reconnaissance plus précise en termes d'identification.

Au cours de ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à la biométrie multimodale qui intègre l'iris et le visage afin de créer un système multi-biométrique performant. Nous avons commencé par situer dans le chapitre I le contexte du sujet de thèse en introduisant des notions de base sur les systèmes biométriques en général, leurs caractéristiques, leurs limitations et les outils permettant leur évaluation. Dans le chapitre II, nous avons présenté les différents aspects des systèmes biométriques multimodaux et leurs architectures, leurs sources d'information et leurs niveaux de fusion et nous avons présenté un état de l'art des travaux qui combinent l'iris et le visage en spécifiant deux catégories : la première qui utilise des bases de données virtuelles et la deuxième qui utilise des bases de données réelles. Le chapitre III a été consacré à l'étude un système multi-biométrique que nous avons proposé en détaillant les méthodes utilisées et l'architecture adoptée. Dans le dernier chapitre nous avons présenté les résultats expérimentaux de l'évaluation du système proposé.

Dans ce travail, certaines des méthodes populaires de reconnaissance du visage et de l'iris telles que PCA, DCT, DWT et SVD sont mises en œuvre, en utilisant plusieurs distances de mesure (Euclidienne, Seucldienne, Chebychev, City block, Cosinus et Corrélacion) et des expériences sont effectuées sur la base de données de visage ORL et la base de données de l'Iris CASIA (Institut chinois de l'automatisation). On a implémenté deux types de système biométrique :

Système multi algorithme (fusion deux algorithmes ou plus) et système multimodal (fusion de deux modalités (visage et iris)).la fusion a été réalisé au niveau des scores et utilisant les règles de fusion suivante : somme simple, somme pondérée et min. Pour l'étape de normalisation au niveau de scores on a proposé une nouvelle technique qui n'était pas utilisée auparavant. Cette proposition est basée sur la Moyenne Géométrique, le taux de reconnaissance obtenu par cette dernière ont été comparée avec ceux obtenu par les méthodes de normalisation le plus connues

: Min-Max, z-score et Tanh. Nous avons constaté que le système multimodal utilisant la nouvelle technique de normalisation (Moyenne Géométrique) avec la méthode PCA pour extraction des caractéristique et la distance City block pour classification et la somme simple comme règle de fusion donnait le meilleur taux de reconnaissance (98,50%). Nous avons montré que la nouvelle technique Moyenne Géométrique proposée pour la normalisation des scores a amélioré la performance des système (multimodal et multi-algorithmes).

Ces travaux de recherche et d'autre ont abouti à des articles présentés dans des conférences et publiés dans un journal nominé :

- ✓ Face Recognition Using Multi-algorithmic “*Seconde International Conference Electrical Engineering ICEEB'18*”. December 2-3, 2018, Biskra, Algeria
- ✓ Biometric recognition by multimodal face and iris using FFT and SVD methods with Adaptive score Normalization “*4TH World Conference on Complex Systems (WCCS)*” April,22-25,2019 at “KENZI AZGHOR” OUARZAZATE -MOROCCO
- ✓ Multimodal Face and Iris Recognition with Adaptive Score Normalization using Several Comparative Methods “*Indian Journal of Science and Technology*”, Vol 12(7), DOI: 10.17485/ijst/2019/v12i7/140755, February 2019

On peut aussi citer quelques perspectives et d'éventuelles orientations de recherche pour ce travail :

Tout d'abord, pour les systèmes monomodaux on peut intégrer les critères de qualité dans le processus de la reconnaissance, par exemple pour les images d'iris une somme pondérée faisant intervenir un critère de qualité basé sur le taux d'occlusion de l'iris par les paupières peut être utilisée. Nous pouvons également améliorer les performances du système monomodal par une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques ou combiner différentes techniques pour améliorer les performances du système d'authentification.

Une autre perspective intéressante de ce travail est de comparer les performances d'un système biométrique multimodal utilisant des bases de données virtuelles avec celles d'un système se servant de bases de données d'utilisateurs réels. En plus, l'utilisation d'autres approches de classification ou de réseaux de neurones artificiels peuvent améliorer les résultats et la précision du système multi-biométrique.

En conclusion de ce travail de recherche, nous pensons que la biométrie multimodale est imposée comme la solution future pour la construction des systèmes de reconnaissance

performants et de haute précision, bien qu'il reste beaucoup de choses à explorer dans ce domaine de recherche.

REFERENCES

- [1] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", IEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, no. 1, pp 4-20, 2004b.
- [2] S. Prabhakar, S. Pankanti, A. K. Jain, "Biometric recognition: Security and privacy concerns," *IEEE Security and Privacy*, vol. 1, pp. 33-42, 2003.
- [3] Y. Wang, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, "Combining face and iris biometric for identity verification", Proc. 4th Int. Conf. on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA), Vol. 1, pp.805–813, 2003.
- [4] B. Son, Y. Lee. " Biometric authentication system using reduced joint feature vector of iris and face". *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication Lecture Notes in Computer Science*, T. Kanade, A. Jain, and N.K. Ratha (Eds.): AVBPA 2005, LNCS 3546, pp. 513–522, 2005.Springer Berlin / Heidelberg.
- [5] A. Rattani, M. Tistarelli. "Robust multi-modal and multi-unit feature level fusion of face and iris biometrics". *Advances in Biometrics*, Lecture Notes in Computer Science M. Tistarelli and M.S. Nixon (Eds.): ICB 2009, LNCS 5558, pp. 960–969. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009
- [6] F. Wang, J. Han. "Multimodal biometric authentication based on score level fusion using support vector machine". *Opto-electronics review*,17 (1):59–64,2009.
- [7] Z. Wang, E. Wang. "Multimodal Biometric System Using Face-Iris Fusion Feature». *Journal of Computers*, Vol. 6, No. 5, May 2011.
- [8] Y.G. Kim, K.Y. Shin, E.C. Lee, K.R Park. "Multimodal Biometric System Based on the Recognition of Face and Both Irises". *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 9, 65:2012.
- [9] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 4–20, 2004.
- [10] A. Jain, P. Flynn, and A. A. Ross, *Handbook of biometrics*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [11] Hanène Guesmi. "Identifiati  n de personnes par fusion de diff  rentes modalit  s biom  triques". These de doctorat. Traitement du signal et de l'  image. T  l  com Bretagne ; Universit   de Rennes 1, 2014.

- [12] Maryam Eskandari and Önsen Toygar, "Fusion of face and iris biometrics using local and global feature extraction methods", *Signal Image and Video Processing*, (2012 online), Springer-Verlag London, doi: 10.1007/s11760-012-0411-4.
- [13] Ross, A. and Jain, A.K., "A Prototype Hand Geometry-based Verification System", Appeared in *Proc. of 2nd Int'l Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, Washington D.C., pp.166-171, March 22-24, 1999.
- [14] Kumar, A., Wong, D.C., Shen, H.C. and Jain, A.K., "Personal verification using palmprint and hand geometry biometric", in *Proc. 4th Int.Conf. Audio-and Video-based Biometric Person Authentication*, Guildford, U.K., January 9–11, 2003.
- [15] Daugman, J., "Recognizing persons by their Iris patterns", in *Biometrics: Personal Identification in a Networked Society*, A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, Eds. Norwell, MA: Kluwer, pp. 103–122, 1998.
- [16] Ravi, Das, "Signature Recognition", in *Keesing Journal of Documents & Identity*, issue 24, 2007.
- [17] Biometrics market [En ligne]. <https://www.tractica.com/newsroom/press-releases/global-biometrics-market-revenue-to-reach-15-1-billion-by-2025/> Consultée en 20/03/2019
- [18] Nefissa Khiari Hili "Biométrie multimodale basée sur l'iris et le visage" Traitement du signal et de l'image. Thèse de doctorat, Soutenue le 24 Mai 2016. Français
- [19] AKROUF Samir "Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur" Thèse de doctorat, Soutenue le 07/07/2011.
- [20] Ross, A. and Jain, A.K., "Fusion techniques in multibiometric systems", in *Face Biometrics for Personal Identification*, 185-212 Germany: Springer, 2007.
- [21] A. Ross, K. Nandakumar, A. K. Jain. *Handbook of Multibiometrics*. Springer, 2006.
- [22] T. K. Ho, J.J. Hull, S.N. Srihari. "Decision Combination in Multiple Classifier Systems ". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994
- [23] Anil K. Jain, Arun Ross, and Salil Prabhakar "An Introduction to Biometric Recognition" *IEEE transactions on circuits and systems for video technology*, vol. 14, NO. 1, january 2004
- [24] A. Ross, A. Jain. "Information Fusion in Biometric"s. *Pattern Recognition Letters*, 24 (2003) 2115–2125.

- [25] S. Dinerstein, J. Dinerstein, D. Ventura. "Robust multi-modal biometric fusion via multiple SVMs ". *IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*. 1530-1535. Montréal, 2007.
- [26] A. Annis Fathima, S.Vasuhi, N.T. Naresh Babu, V. Vaidehi, M.T. Teena. "Fusion Framework for Multimodal Biometric Person Authentication System". *IAENG International Journal of Computer Science*, 41:1, IJCS_41_1_02, 2014.
- [27] S. G. Kumar, C.J. Devi. " A Multimodal SVM Approach for Fused Biometric Recognition". *Int. Journal of Computer Science and Information Technologies – IJCSIT*, Vol. 5 (3), 2014, 3327-3330.
- [28] K. Fakhar, M.El Aroussi, M.N. Saidi, D. Aboutajdine. " Applying the Upper Integral to the Biometric Score Fusion Problem in the Identification Model". *Information*. 2015, 6, 494-504; doi:10.3390/info6030494.
- [29] J. Kittler, M. Hatef, R. P.W. Duin, J. Matas. "On combining classifier"s. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 3, march 1998
- [30] A. Jain, K. Nandakumar, A. Ross. " Score Normalization in Multimodal Biometric Systems". *Pattern Recognition* 38 (2005) 2270 – 2285.
- [31] S. Prabhakar, A.K. Jain. "Decision-level fusion in fingerprint verification". *Pattern Recogn.* 35 (2002) 861–874.
- [32] T. Murakami, K. Takahashi. "Information-theoretic performance evaluation of likelihood-ratio based biometric score fusion under modality selection attacks". *7th IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS 2015)*
- [33] E.S. Bigun, J. Bigun, B. Duc, S. Fischer. "Expert conciliation for multimodal person authentication systems using Bayesian statistics". *Conference: Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, First International Conference, AVBPA '97, Crans-Montana, Switzerland, March 12-14, 1997, Proceedings
- [34] A.K. Jain, A. Ross. "Learning user-specific parameters in a multibiometric system". *Proceedings of Int. Conf. on Image Processing*, 10 December 2002.
- [35] W. B. Soltana, D. Huang, M. Ardabilian, L. Chen. "Comparison of 2D/3D Features and Their Adaptive Score Level Fusion for 3D Face Recognition". *3D Data Processing, Visualization and Transmission - 3DPVT*, Paris, France. 2010.
- [36] A.K. Jain, K. Nandakumar, A. Ross. "Score Normalization in Multimodal Biometric Systems". *Pattern Recognition*, 38 (2005) 2270 – 2285.

- [37] Hampel, F.R., Ronchetti, E.M., Rousseeuw, P.J. and Stahel, W.A., “*Robust Statistics*” *The Approach Based on Influence Functions*. New York: Wiley, 1986.
- [38] Daugman, J., “Recognizing persons by their Iris patterns”, in *Biometrics: Personal Identification in a Networked Society*, A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, Eds. Norwell, MA: Kluwer, pp. 103–122, 1998.
- [39] N.D Kapale, R.N Kankarale, D.G Lokhande. "Iris and face verification using decision level fusion technique". National Conference on Emerging Trends in Computer Science and Information Technology (ETCSIT). *International Journal of Computer Applications*, 1:5–9, 2011.
- [40] H. F. Liau, D. Isa, "Feature selection for support vector machine-based face-iris multimodal biometric system", *Expert Systems with Applications* 38 .11105–11111. (2011).
- [41] M. Eskandari, A. Toygar, H. Demirel. "A new approach for face-iris multimodal biometric recognition using score fusion". *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 27, No. 3 .1356004. (2013)
- [42] Z. Zhang, R. Wang, K. Pan, S.Z Li, P. Zhang. "Fusion of Near Infrared Face and Iris Biometrics", *International Conference on Biometrics*, ICB 2007, LNCS 4642, pp. 172–180 Springer, Berlin, Heidelberg, 2007.
- [43] N. Khiari-Hili, C. Montagne, S. Lelandais, K. Hamrouni "Quality dependent multimodal fusion of face and iris biometrics". *6th International Conference on Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA)*, Oulu, Finland, 12-15,2016.
- [44] O. Sharifi, M. Eskandari. "Optimal Face-Iris Multimodal Fusion Scheme". *Symmetry*, , 8, 48; doi:10.3390/sym8060048, 2016.
- [45] D. Miao, M. Zhang, Z. Sun, T. Tan, Z. He. "Bin-based classifier fusion of iris and face biometrics". In *Neurocomputing*, September 2, 2016.
- [46] L. Zoubida, R. Adjoudj. "Integrating Face and the Both Irises for Personal Authentication". *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, 3, 8-17, 2017.
- [47] N. LARBI, N. TALEB. "A Robust Multi-Biometric System with Compact Code for Iris and Face". *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, Vol. 10 No. 1, March 2018.
- [48] M. Turk and A. Pentland, “Eigenfaces for Recognition”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.3, No.1, pp. 71-96, 1991.

- [49] S. Yacine. "Reconnaissance de l'Iris humain en utilisant les méthodes de l'Intelligence Artificielle" These de Magister en électronique option traitement de signal .
- [50] E. M. Barrah, S. Safi and A. Malaoui "New Fusion of SVD and DCT-LBP for Face Recognition" Preprints (www.preprints.org) 9 August 2016
- [51] M.M.Patil and A.R.Yardi "Classification of 3D Magnetic Resonance Images of Brain using Discrete Wavelet Transform", *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 31– No.7, October 2011
- [52] E. M. Barrah, S. Safi, A. Malaoui. "New Fusion of SVD and DCT-LBP for Face Recognition " *Preprints* (www.preprints.org) 9 August 2016
- [53] <https://fr.mathworks.com/help/stats/pdist.html>
- [54] ORL face data base [En ligne]
<https://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>
- [55] CASIA Iris Image Database (ver 1.0) [En ligne],
<http://biometrics.idealtest.org/findTotalDbByMode.do?mode=Iris>