

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L 'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



N° d'ordre :.....
Série :.....

**Université Mohammed Seddik
BENYAHIA - Jijel**
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département : Electronique

Thèse Présentée
Pour l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences
Spécialité : **Electronique**

Par :

AMMOUR Basma

Thème :

**Contribution au développement de Systèmes
Biométriques à base du visage et de l'iris**

Soutenue le : **20 /12 /2018**, Devant le Jury composé de :

Mr. Boukabou Abdelkrim,	Professeur	U.M.S.B Jijel,	Président
Mr. Bouden Toufik,	Professeur	U.M.S.B Jijel,	Rapporteur
Mr. Doghmane Noureddine,	Professeur	U. de Annaba,	Examineur
Mr. Boukerouche Abdelhani,	Professeur	U. de Guelma,	Examineur
Mr. Ramdani Messaoud,	Professeur	U. de Annaba,	Examineur
Mr. Grimes Mourad,	MCA	U.M.S.B Jijel,	Examineur

REMERCIEMENTS

Je commence par remercier Le Dieu pour m'avoir donné la volonté, le courage, la patience et tout ce qui est nécessaire pour terminer cette thèse.

*Tout d'abord, je tiens à remercier tout particulièrement mon promoteur le professeur **Toufik Bouden** pour sa disponibilité, ces conseils et son sérieux encadrement dans mes activités de recherche pendant toutes ces années.*

*Je tiens également à remercier Monsieur **Larbi Boubchir**, Maître de conférences en informatique à l'université de Paris 8 en France pour m'avoir accueillie dans son laboratoire LIASD de l'université de Paris 8 et guidé avec gentillesse.*

*Mes remerciements et gratitude vont aussi aux docteurs monsieur **Nabil Mahamdioua** et madame **Souad Biad** et aux enseignants du département d'électronique.*

J'exprime ma profonde reconnaissance aux membres du jury qui ont accepté de juger cette thèse et de me permettre par la suite d'améliorer son contenu par leurs remarques pertinentes, le Professeur Doghmane Nouredine de l'université de Annaba, le Professeur Boukerouche Abdelhane de l'université de Guelma, le Professeur Ramdani Messaoud de l'université de Annaba, le docteur Grimes Mourad de l'université de Jijel, et le Professeur Boukabou Abdelkrim de l'université de Jijel qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.

A mes très chers parents, A mes frères Salah Edin, Soufian, Abdel Halim et Fares, et mes sœurs Souad et Amel, qui m'ont tout le temps encouragé.

Grand merci à tous qui m'ont aidé et encouragé de près ou de loin.

REMERCIEMENTS

Je commence par remercier Le Dieu pour m'avoir donné la volonté, le courage, la patience et tout ce qui est nécessaire pour terminer cette thèse.

*Tout d'abord, je tiens à remercier tout particulièrement mon promoteur le professeur **Toufik Bouden** pour sa disponibilité, ces conseils et son sérieux encadrement dans mes activités de recherche pendant toutes ces années.*

*Je tiens également à remercier Monsieur **Larbi Boubchir**, Maître de conférences en informatique à l'université de Paris 8 en France pour m'avoir accueillie dans son laboratoire LIASD de l'université de Paris 8 et guidé avec gentillesse.*

*Mes remerciements et gratitude vont aussi aux docteurs monsieur **Nabil Mahamdioua** et madame **Souad Biad** et aux enseignants du département d'électronique.*

J'exprime ma profonde reconnaissance aux membres du jury qui ont accepté de juger cette thèse et de me permettre par la suite d'améliorer son contenu par leurs remarques pertinentes, le Professeur Doghmane Nouredine de l'université de Annaba, le Professeur Boukerouche Abdelhane de l'université de Guelma, le Professeur Ramdani Messaoud de l'université de Annaba, le docteur Grimes Mourad de l'université de Jijel, et le Professeur Boukabou Abdelkrim de l'université de Jijel qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.

A mes très chers parents, A mes frères Salah Edin, Soufian, Abdel Halim et Fares, et mes sœurs Souad et Amel, qui m'ont tout le temps encouragé.

Grand merci à tous qui m'ont aidé et encouragé de près ou de loin.

TABLE DES MATIÈRES

Remerciement.....	i
Table des matières.....	ii
Liste des Figures.....	vii
Liste des Tableaux.....	ix
Liste des acronymes.....	x
Liste des publications.....	xii
Introduction générale.....	1

Chapitre 1 : Concepts biométriques

1.1	Introduction.....	4
1.2	Système biométrique	4
1.2.1	Définition.....	4
1.2.2	Modalités biométriques.....	5
1.2.2.1	Analyse biologique	6
1.2.2.2	Analyse comportementale.....	6
1.2.2.3	Analyse morphologique.....	6
1.3	Comparaison des différentes modalités biométriques.....	7
1.4	Marché mondial de la biométrie	7
1.5	Application des systèmes biométriques.....	9
1.5.1	Contrôles d'accès	9
1.5.1.1	Contrôle d'accès physique.....	9
1.5.1.2	Contrôle d'accès logique.....	9
1.5.2	Authentifications des transactions.....	10
1.6	Mode de fonctionnement de système biométrique.....	10
1.6.1	Mode d'apprentissage	10
1.6.2	Mode de reconnaissance.....	10
2.6.2.1	Identification.....	10
2.6.2.2	Vérification.....	12
1.7	Évaluation des systèmes biométriques.....	12
1.8	Conclusion.....	14

Chapitre 2 : Systèmes de reconnaissance unimodaux du visage et de l'iris

2.1	Introduction.....	15
2.2	Système de reconnaissance par le visage	15
2.2.1	Détection et prétraitement de visage.....	16
2.2.2	Extraction de caractéristiques	17
2.2.2.1	Approches globales	17
2.2.2.2	Approches locales.....	19
2.2.2.3	Approches hybrides.....	22
2.3.4	Classification.....	23
2.3	Système de reconnaissance par l'iris.....	23
2.3.1	Modalité de l'iris.....	25
2.3.2	Architecture de système de reconnaissance par l'iris.....	26
2.3.3	Acquisition de l'iris.....	26
2.3.4	Segmentation.....	27
2.3.4.1	Transformée de Hough.....	28
2.3.4.2	Contour actif (Snake en anglais)	28
2.3.4.3	Ensemble de niveaux régularisés par distance (DRLS).....	29
2.3.5	Normalisation de l'iris.....	30
2.3.3	Extraction de caractéristiques.....	30
2.3.4	Appariement.....	31
2.4	Système proposé pour la reconnaissance du visage.....	32
2.4.1	Détection de visage et prétraitement.....	32
2.4.2	Extraction de caractéristiques par DLBP-Gabor.....	32
2.4.2.1	Extraction par descripteur DLBP	33
2.4.2.2	Extraction par descripteur des filtres de Gabor	35
2.4.2.3	Analyse discriminante généralisée (GDA).....	36
2.4.3	Extraction de caractéristiques par SSA-LDP.....	38
2.4.3.1	Extraction par descripteur SSA	39
2.4.3.2	Extraction par descripteur LDP.....	41
2.4.4	Techniques de classification utilisées.....	42
2.4.4.1	K plus proche voisins (k- nearest neighbor, KNN).....	43

2.4.4.1	Machines à vecteurs de support.....	43
2.5	Résultats expérimentaux.....	44
2.5.1	Bases de données utilisées.....	44
2.5.2	Évaluation par l'utilisation de descripteurs DLBP-Gabor	45
2.5.2.1	Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données ORL.....	45
2.5.2.2	Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données FERET.....	47
2.5.3	Évaluation par l'utilisation de descripteurs SSA-LDP.....	49
2.5.3.1	Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données ORL.....	49
2.5.3.2	Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données FERET.....	51
2.5	Conclusion.....	52

Chapitre 3 : Systèmes biométriques multimodaux (visage et l'iris)

3.1	Introduction.....	53
3.2	Pourquoi la multibiometrie ?.....	53
3.3	Différentes formes de multibiometrie	54
3.4	Architecture de système biométrique multimodal.....	55
3.5	Différent niveaux de fusion.....	57
3.5.1	La fusion pré-classification.....	57
3.5.1.1	Fusion au niveau de capteurs.....	57
3.5.1.2	Fusion au niveau de caractéristiques.....	58
3.5.2	La fusion post-classification.....	59
3.5.2.1	Fusion au niveau de décisions.....	59
3.5.2.2	Fusion au niveau de rang.....	59
3.5.2.3	Fusion au niveau de scores.....	60
3.6	Méthodes de fusion des scores.....	60
3.7	Méthodes de normalisation des scores.....	61
3.7.1	Normalisation par Min-Max.....	62
3.7.2	Normalisation Z-Score.....	62
3.7.3	Médiane et l'écart absolu médian (MAD).....	63
3.7.4	Quadratique-linéaire-quadratique (QLQ).....	63

3.7.5	Normalisation par l'estimateur Tanh (TH).....	66
3.8	État d'art des systèmes biométriques multimodaux (visage et l'iris).....	65
3.8.1	Système biométrique basé sur la fusion au niveau de scores.....	66
3.8.2	Système biométrique basé sur la fusion au niveau de caractéristiques.....	68
3.8.3	Système biométrique basé sur la autres niveaux de fusion.....	73
3.8.4	Tableau récapitulatif des travaux.....	77
3.9	Conclusion.....	76

Chapitre 4 : Conception et réalisation des nouveaux systèmes biométriques multimodaux

4.1	Introduction.....	81
4.2	Base de données multimodales.....	82
4.2.1	Bases de données réelles.....	81
4.2.2	Base de données chimériques	83
4.3	Conception d'un système d'identification biométrique multimodal de visage et de l'iris.....	83
4.3.1	Système proposé	83
4.3.2	Système d'identification par le visage.....	83
4.3.3	Système d'identification par l'iris.....	85
4.3.4	Niveau de fusion choisi.....	85
4.3.5	Évaluations des systèmes d'identification biométriques unimodaux.....	86
4.3.5.1	Visage.....	86
4.3.5.2	Iris.....	87
4.3.5.2	Résultats de fusion multimodale.....	88
4.4	Conception d'un nouveau système d'authentification biométrique multimodal visage-Iris.....	90
4.4.1	Système proposé.....	90
4.4.2	Prétraitement.....	91
4.4.3	Extraction et réduction de caractéristiques.....	92
4.4.4	Matching.....	94
4.4.5	Schéma de fusion proposé.....	94
4.4.6	Résultats d'évaluation.....	95

4.4.6.1	Résultats évaluation des systèmes biométriques unimodaux....	96
4.4.6.2	Résultats évaluation de système biométrique multimodal proposé.....	99
4.4.6.3	Comparaison des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux.....	102
4.5	Conclusion	103
	Conclusion générale et perspectives.....	105
	Bibliographie	109

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

Figure 1.1	Evolution du marché international de la biométrie réalisée par Acuity	8
Figure 1.2	Les parts de marché par technologie biométrique	9
Figure 1.3	Schéma de fonctionnement d'un système biométrique.....	11
Figure 1.4	Erreurs de système biométrique.....	13
Figure 1.5	Exemple de Courbes CMC pour le cas d'une reconnaissance faciale	14

Chapitre 2

Figure 2.1	Étapes de la reconnaissance du visage	16
Figure 2.2	Classification des principaux algorithmes utilisés en l'extraction de caractéristiques.....	24
Figure 2.3	Structure d'un œil humain	26
Figure 2.4	Architecture d'un système de reconnaissance par l'iris	27
Figure 2.5	Image d'une iris capturée.....	27
Figure 2.6	Segmentation de l'iris par Hough.....	28
Figure 2.7	Segmentation de l'iris par snake	29
Figure 2.8	Segmentation de l'iris par DRLS.....	29
Figure 2.9	Normalisation de l'iris.....	31
Figure 2.10	Extraction de caractéristiques.....	31
Figure 2.11	Processus de détection de visage.....	32
Figure 2.12	Système d'identification de visage proposé utilise DLBP- Gabor.....	33
Figure 2.13	Opérateur LBP original.....	34
Figure 2.14	Double codage LBP.....	35
Figure 2.15	Representation of the Gabor wavelets with eight orientations and five scales....	36
Figure 2.16	Système d'identification du visage proposé basé sur SSA-LDP.....	39
Figure 2.17	Masques de kirsch dans huit directions.....	42
Figure 2.18	Calcul LDP d'une image.....	43
Figure 2.19	Principe de SVM.....	44
Figure 2.20	Exemples d'images des visages de la base de données.....	45
Figure 2.21	Courbe CMC en utilisant les banques de filtres Gabor sur la base de données ORL.....	46
Figure 2.22	Courbe CMC en utilisant DLBP sur la base de données ORL.....	47
Figure 2.23	Courbe CMC pour la méthode proposée en utilisant Gabor-DLBP sur la base de données ORL.....	47
Figure 2.24	Courbe CMC en utilisant les banques de filtres de Gabor sur la base de données FERET.....	48

Figure 2.25	Courbe CMC en utilisant DLBP sur la base de données FERET.....	49
Figure 2.26	Courbe CMC pour le système proposé en utilisant Gabor-DLBP sur la base de données FERET.....	49

Chapitre 3

Figure 3.1	Sources de multiples éléments de preuve d'identité dans les systèmes biométriques multimodaux	56
Figure 3.2	Architecture de fusion en série	57
Figure 3.3	Architecture de fusion en parallèle	57
Figure 3.4	Différentes niveaux de fusion	58
Figure 3.5	Normalisation QLQ.....	63
Figure 3.6	Fonction d'influence de Hampel.....	65

Chapitre 4

Figure 4.1	Fusion au niveau de scores	86
Figure 4.2	Courbe CMC (Visage avec la méthode DCT).....	87
Figure 4.3	Courbe CMC (Iris avec la méthode Hough).....	88
Figure 4.4	Courbe CMC pour le système utilisant la normalisation Z-Score et la règle de fusion somme (troisième système).....	90
Figure 4.5	Schéma du système biométrique multimodal proposé.....	91
Figure 4.6	Prétraitement de l'image de visage.....	92
Figure 4.7	Prétraitement de l'image de l'iris.....	93
Figure 4.8	Schéma fonctionnel du système biométrique multimodal visage-iris proposé basé sur la fusion de niveau hybride.....	95
Figure 4.9	Quelques images de la base de données CASIA Iris Distance.....	95
Figure 4.10	Courbe ROC du système biométrique unimodal de visage.....	97
Figure 4.11	Courbe ROC du système biométrique unimodal de l'iris gauche.....	98
Figure 4.12	Courbe ROC du système biométrique unimodal de l'iris droit.....	99
Figure 4.13	Courbes ROC des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux proposés utilisant la fusion au niveau des caractéristiques de l'iris gauche -visage	100
Figure 4.14	Courbes ROC de système biométrique multimodal et unimodaux proposés par la fusion au niveaux des scores avec la règle somme.....	101
Figure 4.15	Courbes ROC des systèmes biométriques unimodaux et multimodal visage-iris proposé.....	102

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre 1

Tableau 1.1	Comparaison entre modalités biométriques.	9
--------------------	--	---

Chapitre 2

Tableau 2.1	Taux de reconnaissance du système sur la base de données ORL.....	46
Tableau 2.2	Taux de reconnaissance du système sur base de données FERET.....	48
Tableau 2.3	Taux de reconnaissance du système d'identification en utilisant SSA sur la base de données ORL.....	50
Tableau 2.4	Taux de reconnaissance du système d'identification en utilisant SSA-LDP sur la base de données ORL.....	51
Tableau 2.5	Taux de reconnaissance du système d'identification en utilisant SSA sur la base de données FERET.....	51
Tableau 2.6	Taux de reconnaissance du système d'identification en utilisant SSA-LDA sur la base de données FERET.....	52

Chapitre 3

Tableau 3.1	Résumé des Techniques de Normalisation de score les plus utilisées.....	65
Tableau 3.2	Systèmes biométriques multimodaux de visage-iris proposés.....	77

Chapitre 4

Tableau 4.1	Taux de reconnaissance du système d'identification par le visage.....	86
Tableau 4.2	Taux de reconnaissance du système d'identification par l'iris.....	87
Tableau 4.3	Taux de reconnaissance de système d'identification multimodal (fusion et normalisation Z-score).....	89
Tableau 4.4	Taux de reconnaissance de système d'identification multimodal (fusion et normalisation Min-Max).....	89
Tableau 4.5	Évaluation des performances du système biométrique de visage.....	97
Tableau 4.6	Évaluation des performances du système biométrique de l'iris.....	98
Tableau 4.7	Évaluation des performances du système biométrique multimodal de visage-iris par la fusion des caractéristiques.....	100
Tableau 4.8	Évaluation de la performance du système biométrique multimodal basé sur le visage et deux iris en utilisant la fusion des scores.....	100
Tableau 4.9	Évaluation de performance du système biométrique multimodal visage-iris proposé.....	101
Tableau 4.10	Comparaison des performances des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux.....	103
Tableau 4.11	Comparaison de système biométrique multimodale proposé avec certains systèmes multimodaux récentes et similaires basé sur le visage et l'iris.....	104

LISTE DES ACRONYMES

ASLBP	Modèle binaire local à histogramme doux adaptatif (adaptive soft histogram local binary pattern).
B.M	Biométrie multimodal.
BANCA	Realistic and challenging multi-modal database of face and voice.
BSA	Algorithme de la recherche en marche arrière (Backtracking Search Algorithm).
BBC	Classification basée sur les bins (Bin-based classifieur)
BSIF	Caractéristiques des images statistiques binarisées (Binarized Statistical Image Features).
CASIA	Chinese Academy of Sciences Institute of Automation.
CMC	Cumulative Match Characteristic.
CSQP	Modèle quadruple symétrique central (Center Symmetric Quadruple Pattern).
DWT	Transformée en ondelettes discrète (Discrete Wavelet Transform).
DCT	Transformée en Cosinus Discrète.
2D-SSA	Deux dimension SSA.
DRLSE	Méthodes des ensembles de niveau régularisé par distance.
DoG	Différence de gaussiennes (Difference of Gaussian).
DLBP	Modèle binaire local à double codage (Double coding local binary pattern).
DM	Module de décision.
EDA	Analyser discriminante exponentiel.
FM	Module de fusion.
FRR	Taux de Faux Rejets (False rejection rate).
FAR	Taux de Fausses Acceptations (False Acceptance Rate).
FE	Module d'extraction de caractéristique.
FERET	Technologie de reconnaissance de visage.
GA	Algorithme génétique (Genetic algorithm).
GDA	Analyse discriminante généralisée (Generalized Discriminant Analysis).
GLCM	Matrice de cooccurrence au niveau de gris (grey level co-occurrence matrices).
HMM	Modèles de Markov cachés (Hidden Markov Models).
HOG	Histogramme du Gradient orienté (Histogram of the Oriented Gradient).
HD-LBP	Haute dimension LBP (High-Dimensional-LBP).
ICA	Analyse en composantes indépendantes (Independent Component Analysis).
KNN	K plus proches voisins.
KPCA	Analyse en composante principal à noyau.
KDA	Analyse discriminante à noyau (Kernel Discriminant Analysis).
LSF	Fonction d'ensemble de niveau (Level set function).
LDA	Analyse Discriminante Linéaire.
LBP	Modèle binaire local (Local binary pattern).
LDP	Modèle directionnel local (Local Directional Pattern).

LDAD	Analyse discriminante linéaire directe.
LPQ	Quantification de phase locale (Local Phase Quantization).
MM	Module de comparaison.
MAD	Médiane et l'écart absolu médian.
MBGC	Multiple Biometric Grand Challenge.
MS-CFB	multi-sous-région basée sur les banque de filtres de corrélation (Multi-Sub region based Correlation Filter Bank).
NIR	Proche infrarouge (Near-infrared).
ORL	Olivetti Research Laboratory.
OM	Mesure ordinaire (Ordinal measure).
PCA-DCT	PCA dans le domaine DCT.
PCA	Analyse en composante principal (Principal Component Analysis).
PSO	Optimisation par essais particuliers (Particle Swarm Optimization).
QLQ	Quadratique-linéaire-quadratique.
ROC	Receiver Operating Characteristic.
SRKDA	Analyse discriminante à noyau par régression spectrale (Spectral Regression kernel discriminant analysis).
SVM	Machine à Vecteurs de Support.
SSA	Analyse du spectre singulier (Singular spectrum analysis).
SLBP	Modèle binaire local à l'histogramme doux (Soft histogram local binary pattern).
SIFT	Transformation de caractéristique invariante à l'échelle (Scale-invariant feature transform).
TEE	Taux d'Égale Erreur (Equal Error Rate).
TH	Estimateurs Tanh.
Thr	Seuil.
UTMIFM	Université de technologie malaysia de base données multimodaux d'iris et de visages.
UBIRIS	Une base de données d'images iris bruité (A noisy iris image database).
WPNN	Réseau neuronal probabiliste d'ondelettes.

Liste des publications:

- **Ammour Basma**, Toufik Bouden, and Larbi Boubchir, “**Face-Iris Multimodal Biometric System using Multi-resolution Log-Gabor Filter with Spectral Regression Kernel Discriminant**”, IET Biometrics journal, Vol. 7, No. 5, pp. 482-489, 2018 (IF=1.836).
- **Basma Ammour**, Larbi Boubchir, and Toufik Bouden, “**Face-Iris Multimodal Biometric System Based on Hybrid Level Fusion**”, 2018 41st International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Selected paper for publication in Applied Sciences — Open Access Journal, (IF=1.869).

Conférences:

- **Basma Ammour**, and Toufik Bouden, “**Multimodal Biometric Authentication System Based on Face and Iris**”, International Congrès on Télécommunication and Applications (ICTA'14), 23-24 Avril, Béjaia, Algérie, 2014.
- **Basma Ammour**, Toufik Bouden, Larbi Boubchir, and Souad Biad, “**Face Identification using Local and Global Features**”, 40th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), 5-7 July, Barcelona, Spain, 2017.
- **Basma Ammour**, Toufik Bouden, and Souad Amira-Biad, “**Multimodal biometric identification system based on the face and iris**”, International Conference on Electrical Engineering - Boumerdes(ICEE-B), Boumerdes, Algérie, 29-31 Oct, 2017.
- **Basma Ammour**, Toufik Bouden, Larbi Boubchir, and Messaoud Ramdani, “**Feature extraction for face recognition based on SSA-NIG and statistical features**”, colloque de Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels (CORESA 2018), Poitiers, France, 12-14 Novembre 2018.
- **Basma Ammour**, Larbi Boubchir, and Toufik Bouden, “**Face-Iris Multimodal Biometric System Based on Hybrid Level Fusion**”, 2018 41st International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Athens, Greece, 4-6 July 2018.

INTRODUCTION GÉNÉRAL

Aujourd'hui, la sécurité est un enjeu majeur pour les entreprises ainsi que pour l'ensemble des acteurs qui l'entourent. Depuis quelques années, la biométrie s'impose comme une technologie privilégiée d'identification des personnes. En effet, elle fait l'objet d'un essor considérable dans la sphère domestique, notamment dans les établissements scolaires, dans les entreprises et dans le domaine militaire ou de police, etc.

L'origine de la biométrie provient des procédés de reconnaissance anthropométrique. Dès 300 ans avant, les Chinois utilisaient la biométrie pour la première fois, ils ont utilisé les signatures manuscrites gravées sur des tampons pour signer les actes officiels des empereurs. En 1882, *Alphonse Bertillon*, grand criminologue français, invente une méthode appelée "*anthropologie judiciaire*" pour identifier les criminels d'après leurs mesures physiologiques. Ce système était utilisé jusqu'à 1970 où il a été détrôné par l'utilisation des empreintes digitales. De nos jours, grâce à la puissance de calcul grandissante des ordinateurs et aux possibilités de stockage de données, les applications biométriques sont devenues de plus en plus nombreuses et efficaces et permettent d'apporter un niveau de sécurité supérieur d'autre part la biométrie ne se limite plus aux empreintes digitale, il y'a de nombreuses modalités biométriques qui ont été proposées.

Le mot biométrie signifie « mesure du vivant », et désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants. Contrairement à ce que l'on possède et que l'on peut donc perdre (une clé) ou ce que l'on sait et que l'on peut donc oublier (un mot de passe), les modalités biométriques représentent ce que l'on est et permettent de prouver notre identité. La biométrie regroupe l'ensemble des techniques informatiques visant à déterminer l'identité d'une personne de manière irréfutable à partir de ses caractéristiques physiques et/ou comportementales sans avoir besoin de carte ou de mot de passe. Les modalités biométriques peuvent être physiologiques (empreintes digitales, iris, visage,...), biologiques (ADN, odeur, sang,...) ou comportementales (signature, écriture manuscrite, la voix, frappe sur un clavier d'ordinateur...).

Un système biométrique unimodal utilise une seule modalité biométrique pour identifier ou reconnaître une personne. L'identification par la biométrie multimodale consiste à combiner plusieurs modalités biométriques afin d'améliorer les performances de ce système, en réduisant

certaines limitations et la capacité de discrimination, qui présente plus de risque d'accepter des personnes qui ne devraient pas l'être. Des travaux récents, ont étudié et proposé plusieurs systèmes biométriques multimodaux basés sur différentes modalités.

Le travail de cette thèse est une continuité de mon mémoire de magister intitulé : système biométrique multimodal basé sur le visage et l'iris, cette expérience m'a permis de m'initier dans ce domaine passionnant. Cette thèse vise à apporter des contributions dans la biométrie unimodale basées sur le visage et d'autres contributions dans la biométrie multimodale basées sur le visage et l'iris. Dans ce travail nous soutenons l'idée que la conception d'un système robuste et sécurisé nécessite l'utilisation des modalités biométriques et des descripteurs hybrides.

Objectif de la thèse :

Dans ce contexte, les travaux de recherche de cette thèse visent les objectifs suivants :

- Nous développons deux systèmes d'identification biométrique unimodale basées sur la modalité de visage, notre proposition se focalise dans le module d'extraction de caractéristiques en utilisant des méthodes hybrides robustes. Valorisation des résultats expérimentaux des systèmes proposés d'identification par le visage avec deux bases de données.
- Nous développons aussi deux systèmes biométriques multimodaux basés sur la modalité de visage et celle de l'iris. Dans le premier système, nous utilisons plusieurs méthodes d'extraction et de segmentation du visage et de l'iris, afin de choisir les caractéristiques les plus pertinentes pour ce système. Quant au deuxième, nous proposons un schéma de fusion hybride dans la conception de ce nouveau système multimodal. Évaluation des systèmes proposés en utilisant une base de données virtuelle pour le premier système et une base de données réelle pour le deuxième système.

Organisation de la thèse

Le présent manuscrit est organisé comme suit :

Dans le chapitre 1 (Concepts biométriques), nous introduisons les principaux concepts usuels en biométrie, les différents éléments constituant un système de reconnaissance biométrique, leur mode de fonctionnement, etc.

Un Chapitre 2 (Système de reconnaissance unimodal du visage et de l'iris), présentant deux systèmes biométriques unimodaux. Un système biométrique basé sur le visage et un autre basé sur l'iris. Par la suite, nous allons proposer une contribution dans l'étape d'extraction de caractéristiques de systèmes d'identification biométriques unimodaux basés sur le visage. Nous présentons ainsi les résultats expérimentaux afin de montrer la robustesse du système biométrique proposé.

Le chapitre 3 (Systèmes biométriques multimodaux (visage et iris)), présente l'architecture des systèmes biométriques multimodaux, les différents niveaux de fusion possibles et les techniques associées. Il présente aussi un état d'art approfondi des systèmes biométriques multimodaux proposés par les chercheurs.

Quant au chapitre 4 (Conception et réalisation des nouveaux systèmes biométriques multimodaux), nous allons détailler la conception et l'implémentation des nouveaux systèmes proposés. Dans ce chapitre nous présentons aussi les performances des systèmes unimodaux et multimodaux proposés à base du visage et de l'iris.

Enfin, une conclusion générale résume les contributions apportées dans cette thèse avec ses résultats expérimentaux et des perspectives pour la continuité des travaux non abordés où non investigués et explorés dans cette thèse doctorale.

Chapitre

01

Concepts biométriques

Chapitre 1 : *Concepts biométriques*

1.1 Introduction

La biométrie s'applique à des caractères humains uniques en leur genre, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité de personne. Quotidiennement, les individus ont besoin de s'identifier dans une multitude de contextes : pour entrer dans son immeuble ou accéder à son lieu de travail, pour retirer de l'argent à un distributeur ou payer en magasin, pour demander un service social, etc. à cause de ces raisons, plusieurs systèmes biométriques ont été proposés pour identifier des personnes ces dernières années.

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques notions et définitions de base liées à la biométrie, nous donnerons les modalités biométriques utilisées, leurs domaines d'application, leurs modes de fonctionnement, et ainsi présenter les outils utilisés pour mesurer leurs performances.

1.2 Système biométrique

1.2.1 Définition

La biométrie est définie comme étant la reconnaissance automatique d'une personne à partir de leurs traits distinctifs. Autrement dit, c'est l'utilisation de parties du corps humain, c-à-d les caractéristiques physiques ou comportementales, automatiquement mesurables pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'une personne.

Un système biométrique peut être représenté par quatre modules. Le premier module c'est l'acquisition des données biométriques d'un individu, cela peut être un appareil photo, un

lecteur d'empreintes digitales, une caméra vidéo, etc. Ensuite, le module d'extraction de caractéristique qui capture et extrait seulement les informations pertinentes afin de former une nouvelle représentation de données est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classes, ce module éventuellement précéder par une étape de prétraitement. Le troisième module, c'est la mise en correspondance ou la comparaison de l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude ou de dissimilitude entre les deux. A la fin, le module de décision qui vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s) dans la base de données [1].

Il y a des facteurs déterminant la convergence des traits physiques ou comportementaux pour être utilisés dans des applications biométriques :

Universalité : toute personne ayant accès à l'application doit posséder le trait.

Unicité : le trait doit être suffisamment différent d'une personne à une autre.

Stabilité : indique que cette caractéristique reste stable au cours du temps et quelques soient les circonstances de l'acquisition.

Performances : le trait biométrique d'une personne doit être suffisamment invariant au cours d'une période de temps.

Mesurabilité : il devrait être possible d'acquérir et de numériser les données biométriques à l'aide d'un dispositif approprié.

Infalsifiables : les caractéristiques mesurées doivent être infalsifiables ou au moins le système biométrique doit être protégé pour identifier les caractéristiques.

L'acceptabilité : le processus d'échantillonnage est-il acceptable pour les individus ? L'acceptabilité est une autre qualité qui est liée au niveau de l'acceptabilité du public lors de l'acquisition en tenant compte des conditions et des contraintes de l'acquisition [2].

1.2.2 Modalités biométriques

Bien qu'il existe un très grand nombre de modalités biométriques, nous pouvons distinguer trois catégories : la première est l'analyse biologique comme les tests portants sur le sang, l'ADN, l'urine etc. Le deuxième est l'analyse comportementale, elle traite la dynamique de la signature, la façon d'utiliser un clavier ou la manière de marcher. Enfin il y a l'analyse morphologique qui est la plus répandue et qui traite les empreintes digitales, la forme de la main, les traits du visage, la voix, l'iris, etc.

1.2.2.1 Analyse biologique : Basée sur les caractéristiques biologiques des individus (ADN, salive, urine, odeur, etc.). Ce type de biométrie est très complexe à mettre en œuvre dans un système usuel de reconnaissance et n'est utilisé que dans un cas d'extrême nécessité [3].

1.2.2.2 Analyse comportementale : Elle est généralement issue d'attributs dynamiques associées à l'activité de la personne tels que la démarche, la frappe au clavier, la dynamique de la signature, la forme de l'écriture, etc [3].

1.2.2.3 Analyse morphologique :

L'iris : L'iris comporte énormément de caractéristiques pouvant varier d'un individu à l'autre. Il se compose de vaisseaux sanguins et ceux-ci sont disposés différemment d'un individu à un autre. Chaque œil est unique, il est prouvé que la probabilité de trouver deux iris identiques est inférieure à l'inverse du nombre d'humains. Technologie de l'iris est véritablement développée dans les années 80, principalement grâce aux travaux de J. Daugman [3]. La reconnaissance par iris est très utilisée dans les applications d'identification et de vérification, car il est hautement distinctif et unique, sa forme est stable et il est protégé et très robuste.

Empreintes digitales : L'identification par l'empreinte digitale est la technique biométrique que la plupart de gens connaissent. C'était toujours le choix biométrique évident pour les services de police. Ou l'empreinte digitale a été fondamentale à l'identification des criminels durant le siècle dernier. On voit aussi que les lecteurs d'empreintes digitales placés sur des micros ordinateurs ou des téléphones portables pour sécuriser leurs utilisations et cela devient de plus en plus commode et accepté par le grand public. La reconnaissance par empreinte digitale se base sur le fait que chaque personne a des empreintes uniques.

Le visage : Le visage est la caractéristique la plus commune et la plus communément employée pour effectuer l'identification d'une personne. Elle reste la biométrie la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle. La reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où l'utilisateur devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image.

Plusieurs parties du visage (yeux, nez, bouche, etc.) sont extraites d'une photo ou d'une vidéo et analysées géométriquement (distance entre différents points, positions, formes, etc.). Le problème de cette méthode vient des possibles perturbations pouvant transformer le visage (maquillage, faible luminosité, présence d'une barbe ou d'une lunette, expression faciale inhabituelle, changement avec l'âge, etc.). Mais, au cours de ces dernières années

plusieurs techniques de traitements d'images sont apparues, telle que la détection du visage, la normalisation de l'éclairage, etc. Sans oublier le développement considérable des technologies des caméras numériques, ce qui néglige l'effet de ces problèmes [3].

1.3 Comparaison des différentes modalités biométriques

Le choix d'un système biométrique est fortement liée à la qualité de l'information fournie d'une modalité, il dépend de sa nature d'un côté et du niveau de sécurité qu'elle apporte aux application ainsi que l'environnement de leurs usages. Comme il a été décrit précédemment, un système biométrique doit satisfaire un ensemble des critères tels que l'universalité, l'unicité, etc. À partir de ces critères, une comparaison des principales technologies biométriques est citée dans le tableau 1.1. Ce tableau montre bien qu'aucune modalité biométrique ne satisfait l'ensemble des critères et que chaque modalité biométrique possède des avantages et des inconvénients [4].

1.4 Marché mondial de la biométrie

Le marché de la biométrie est en plein boom : selon l'agence Markets&Markets, le marché mondial de la biométrie représente 12 milliards d'euros en 2016, et devrait atteindre une valeur de 21.50 milliards de d'euros en 2020, avec un taux de croissance annuel de 20,8% de 2013 à 2019.

Le besoin grandissant de sécurité sur les terminaux mobiles a été mis en exergue par une enquête récente publiée par Toshiba. Celle-ci soutient que 90% des cadres dirigeants et chefs d'entreprise européens stockent des données sensibles, confidentielles sur leur outil de communication.

L'impact de la crise économique mondiale 2008 a été important, mais pas dévastateur pour l'industrie de la biométrie. Les projets du secteur public ont ralenti. L'industrie de la biométrie est en bonne voie de connaître une croissance significative jusqu'en 2017, voir la figure 1.1. Les empreintes digitales continuent à être la principale technologie biométrique en terme de part de marché, près de 31%, la reconnaissance du visage, avec 16% du marché, dépasse la reconnaissance de l'iris, qui avait avant la deuxième place en terme de source de revenus après les empreintes digitales. Ensuite la reconnaissance de la voix, avec 13%. La reconnaissance par veine avec 10%, la reconnaissance avec la signature avec 4% et la reconnaissance par les autres techniques biométriques avec 11% comme montré dans la figure 1.2 [5].

Tableau 1.1 Comparaison entre les modalités biométriques [4]. Performance haute (H), Moyenne (M), Faible (F).

Modalité biométrique	Universalité	Unicité	Stabilité	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Circonvension
ADN	H	H	H	F	H	F	F
Oreille	M	M	H	M	M	H	M
Visage	H	F	M	H	F	H	H
Thermo Visage	H	H	F	H	M	H	H
Empreinte digitale	M	H	H	M	H	M	M
Marche	M	F	F	H	F	H	M
Géométrie de la main	M	M	M	H	M	M	M
Veines de la main	M	M	M	M	M	M	F
Iris	H	H	H	M	H	F	F
Dynamique de frappe	F	F	F	M	F	M	M
Odeur	H	H	H	F	F	M	F
Rétine	H	H	M	F	H	F	F
Signature	F	F	F	H	F	H	H
Voix	M	F	F	M	F	H	H

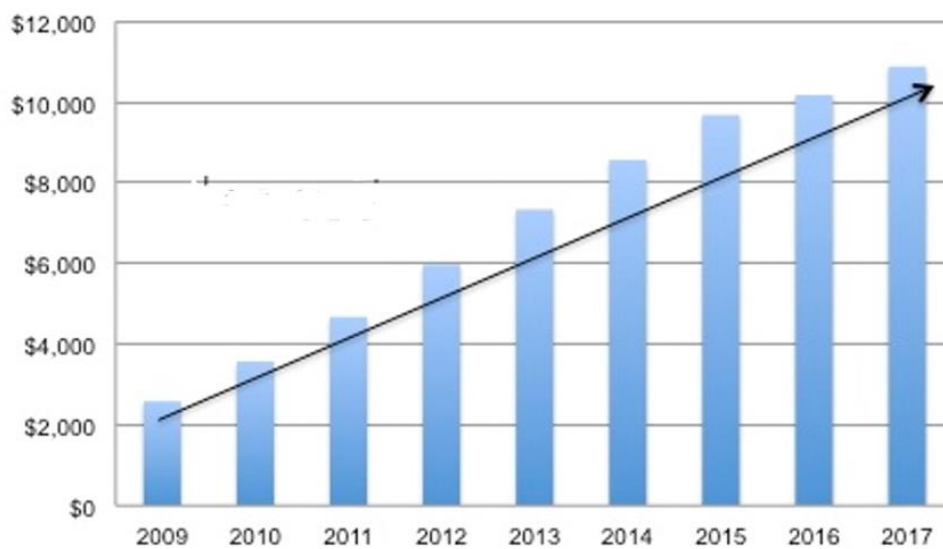


Figure 1.1 : Evolution du marché international de la biométrie réalisée par Acuity [5].

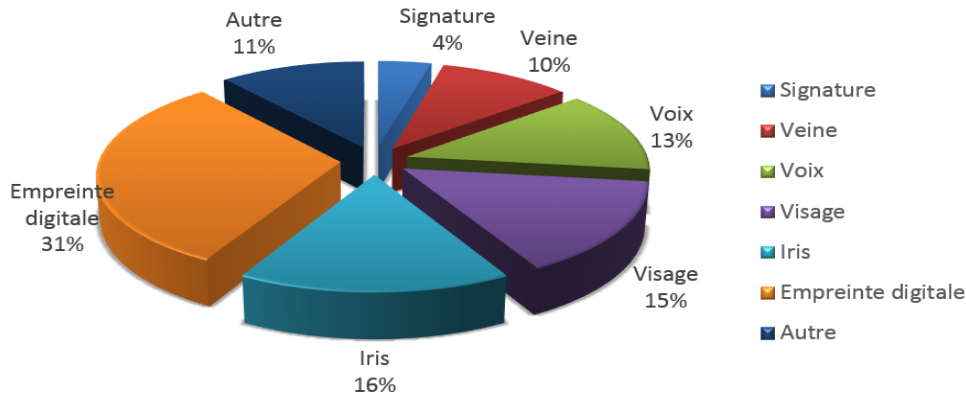


Figure 1.2 : Les parts de marché par technologie biométrique [5].

1.5 Application des systèmes biométriques

Le champ d'application de la biométrie couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Aujourd'hui, les principales applications sont la production de titres d'identité, le contrôle d'accès à des sites sécurisés, le contrôle des frontières, l'accès aux réseaux, etc. Les applications de la biométrie peuvent être divisées en deux groupes principaux, Contrôle d'accès et authentification des transactions.

1.5.1 Contrôle d'accès

Le contrôle d'accès peut être subdivisé en deux sous catégories : le contrôle d'accès physiques et le contrôle d'accès logiques.

1.5.1.1 Contrôle d'accès physiques : Contrôle d'accès physiques permet d'accéder à des lieux sécurisés. Auparavant, l'accès physiques à des lieux sécurisés se faisait à l'aide de clefs ou badges. Les badges étaient munis d'une photo et un garde était chargé de la vérification. Grâce à la biométrie, la même opération peut être effectuée automatiquement de nos jours. Par exemple le contrôle d'accès par la géométrie de la main à des grands aéroports américains, se fait par le système INSPASS (Immigration and Naturalization Service Passenger Accelerated Service System) afin d'éviter les files d'attente pour le contrôle des passeports [6].

1.5.1.2 Contrôle d'accès logiques : Contrôle d'accès logiques permet l'accès sécurisé aux réseaux d'ordinateurs ou sites web, etc. Un exemple d'application est l'intégration par Apple dans son système d'exploitation MAC OS 9 d'un module de reconnaissance de locuteur. C'est l'utilisation de la voix comme modalité biométrique pour protéger les fichiers d'un utilisateur, tout particulièrement lorsque l'ordinateur est utilisé par plusieurs individus ce qui est de plus en plus souvent le cas [7].

1.5.2 Authentification des transactions

L'authentification des transactions telles que le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements par cartes bancaires, les transferts de fond, les paiements effectués à distance par téléphone ou sur Internet, etc. Les utilisations frauduleuses des cartes de crédit pourraient être réduites de 80 % en utilisant des cartes à puce [3]. Les 20 % restants seraient principalement dus aux paiements à distance pour lesquelles il existerait toujours un risque.

1.6 Mode de fonctionnement de système biométrique

Système biométrique repose sur deux principaux modules comme le montre la figure 1.3 : Un module d'apprentissage appelé aussi module d'enregistrement ou d'enrôlement et un module de reconnaissance.

1.6.1 Mode d'apprentissage

Lors de la phase d'apprentissage, des signatures biométriques de chaque utilisateur sont enregistrées dans la base de données. On parle dans ce cas, d'acquisition ou de capture d'un ou de plusieurs échantillons biométriques d'un individu. Cela est le cas lorsque l'on capture une image numérique d'un visage, d'une iris ou lorsque l'on enregistre un signal vocal pour la reconnaissance de la parole. Le signal obtenu est traité afin de ne retenir que les paramètres très discriminants et pertinents en utilisant les étapes suivantes : prétraitement, extraction de caractéristiques et construction d'un modèle biométrique, voir la figure 1.3.

Le modèle retenu sera stocké dans la base de données (disque dur, carte à puce, etc.) sous un identifiant, accompagné parfois de références biographiques (nom, prénom, adresse...), correspondant à cet utilisateur. Ces données serviront plus tard dans la phase de reconnaissance.

1.6.2 Mode de reconnaissance

Elle dépend du mode opératoire du système biométrique (i.e. identification ou vérification).

1.6.2.1 Identification : En mode identification, c'est la comparaison « 1 : N », ou le système biométrique compare une caractéristique biométrique fournie d'un utilisateur avec toutes les caractéristiques biométriques des personnes enregistrés dans la base de données. Dans ce cas, le système peut alors soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au modèle biométrique le plus proche retrouvé dans la base de données, soit rejeter l'individu (figure 1.3). Un exemple de système opérant en mode identification sera l'accès à un bâtiment sécurisé : lorsqu'un individu essaye de pénétrer dans le bâtiment, il doit d'abord présenter ses données biométriques au système, ce système est comparé ses données avec tous les données

enregistrées précédemment dans la base de données. Et selon la détermination de l'identité de l'utilisateur, le système lui accorde le droit d'entrer ou non. En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "Suis-je bien connu du système ?" [8].

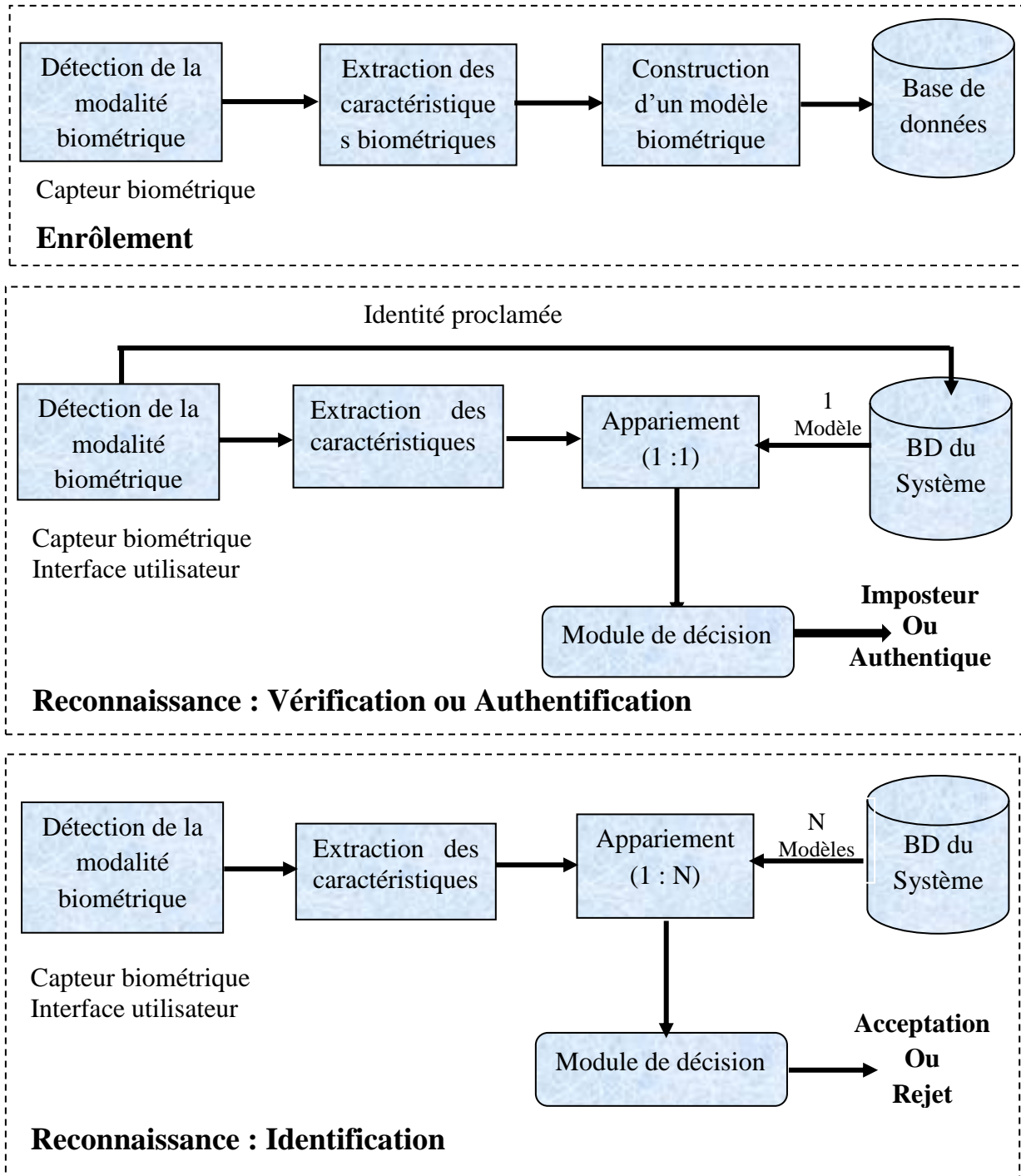


Figure 1.3 : Schéma de fonctionnement d'un système biométrique (Enrôlement, Vérification et Identification).

1.6.2.2 Vérification : En mode vérification (authentification), l'utilisateur affirme son identité et le système vérifie si cette affirmation est valide ou non. C'est la comparaison « 1 : 1 », ou le système biométrique vérifie que la caractéristique fournie d'un utilisateur correspond bien au modèle biométrique enregistré précédemment dans la base de données désignée par un identifiant ou un code déjà proclamé. Si le modèle fourni d'un utilisateur et le modèle désigné dans la base de données sont similaires alors la personne est considérée comme **authentique**. Dans le cas contraire, la personne est considérée **imposteur** (figure 1.3).

Pour illustrer ce principe, prenons la situation où un utilisateur (M. X) souhaite retirer de l'argent à un distributeur de billets en entrant son code personnel d'identification (code PIN) et en présentant une modalité biométrique. Le système biométrique va comparer la caractéristique fournie uniquement avec le modèle enregistré correspondant à (M. X). Si la caractéristique d'utilisateur correspond bien au modèle enregistré dans la base de données correspondant à l'identité affirmée, l'affirmation est validée. Dans le cas contraire, l'affirmation est rejetée. En résumé, un système biométrique opérant en mode vérification répond à la question "Suis-je bien M. X ?" [8].

1.7 Évaluation des performances d'un système biométrique

L'évaluation des systèmes biométriques permet d'offrir aux chercheurs un outil pour mieux tester et évaluer leurs systèmes biométriques pour des applications industrielle en se basant sur divers critères qui sont, la performance, l'usage, la sécurité et le cout de déploiement de la technologie [9]. Selon le mode de fonctionnement de système biométrique (vérification ou identification), il existe plusieurs façons d'en mesurer la performance.

- **Test de vérification :**

Pour quantifier la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux permettant d'estimer les mesures des taux d'erreurs.

✓ **Taux de faux rejets (TFR) ou False Rejection Rate (FRR) :** Représente le pourcentage des personnes qui doivent être reconnues par le système mais qui sont rejetées. 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 palmaires, un mauvais positionnement de la main sur le capteur peut produire des faux rejets.

$$FRR = \frac{\text{nombre des clients rejetés}}{\text{nombre total d'accès de clients}} \quad (1.1)$$

- ✓ **Taux de fausse acceptation (TFA) ou False Acceptance Rate (FAR) :** Ce taux d'erreur représente le pourcentage des accès frauduleux à cause d'imposteurs utilisant une fausse identité ou à cause d'imposteurs acceptés par erreur.

$$FAR = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés}}{\text{nombre total d'accès d'imposteurs}} \quad (1.2)$$

- ✓ **Taux d'égal erreur (Equal Error Rate ou EER) :** Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à la jonction des courbes où $FRR = FAR$ (figure 1.4.a), c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations [10].

$$EER = \frac{\text{nombre de fausse acceptations} + \text{nombre de faux rejets}}{\text{nombre total d'accès}} \quad (1.3)$$

La figure 1.4 représente la distribution théorique des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs (FRR et FAR), qui sont liés au seuil de décision. Genuine Acceptance Rate (GAR) c'est le Taux de faux rejets (FRR) ou $GAR = 1 - FRR$.

La courbe ROC ("Receiver Operating Characteristic") : Elle trace le taux de faux rejet en fonction de taux de fausse acceptation. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est plus performant, voir la figure 1.4.b [8].

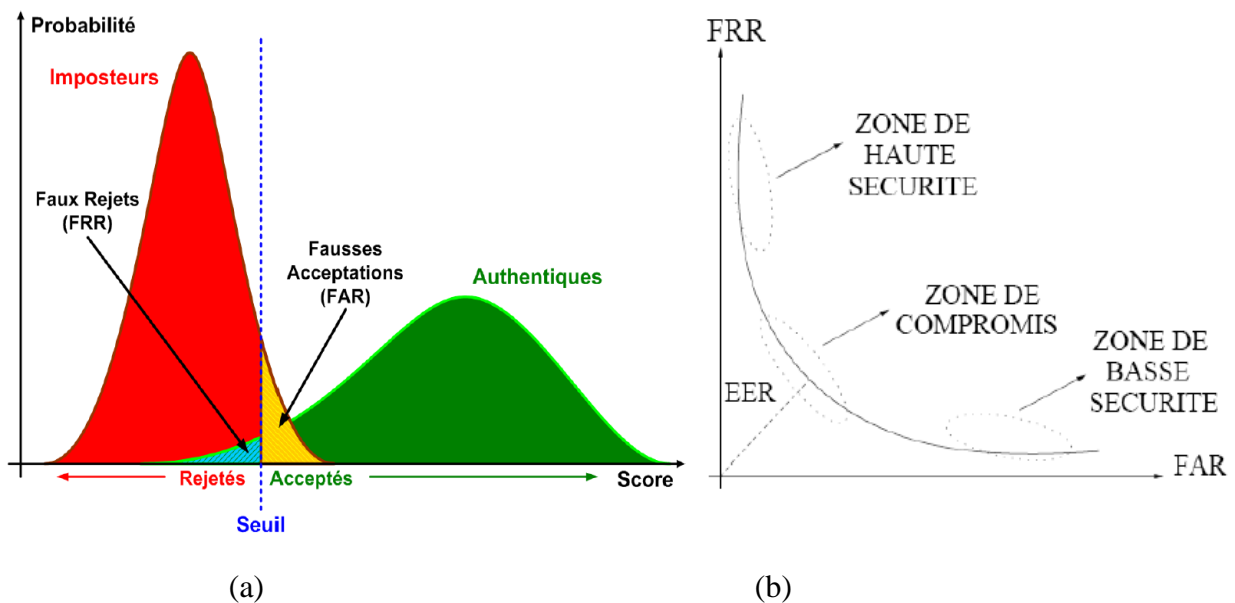


Figure 1.4 : Erreurs de système biométrique, (a) Illustration du FRR et du FAR, (b) La courbe ROC.

- **Test d'identification :**

Pour l'évaluation des systèmes biométriques en mode identification, on utilise ce que l'on appelle une courbe CMC ("Cumulative Match Characteristic"). Cette courbe donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable appelée rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible, figure 1.5.

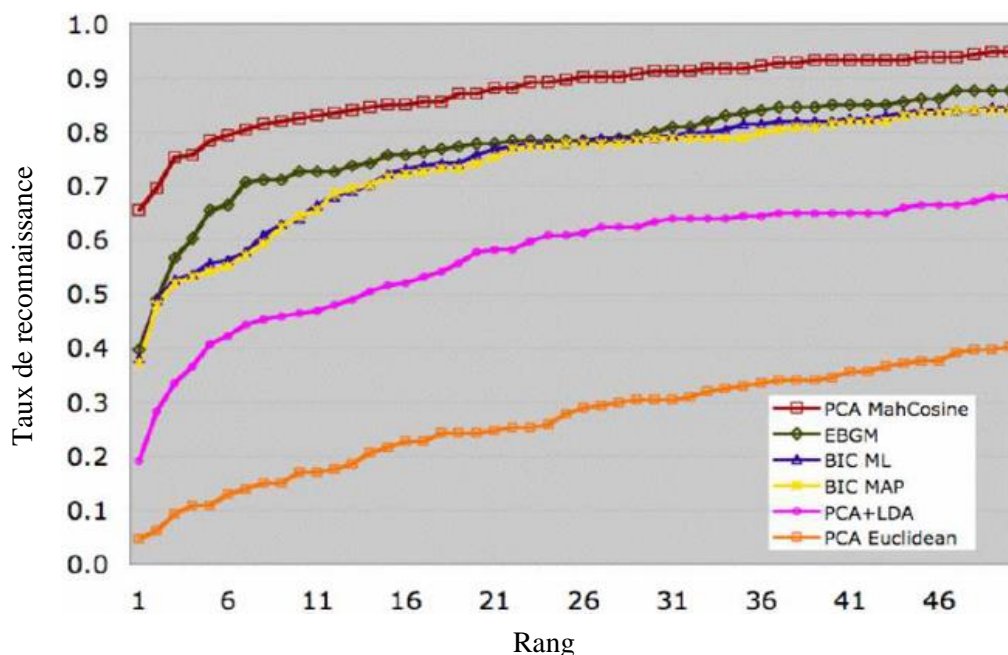


Figure 1.5 : Exemple de Courbes CMC pour le cas d'une reconnaissance faciale [11].

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts biométriques, l'architecture d'un système biométrique et ses différentes applications. Nous avons vu aussi les technologies utilisées dans les systèmes biométriques et leurs modes de fonctionnement selon la nature d'application. Enfin, nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de performances qui dépendent de plusieurs facteurs.

Chapitre

02

**Systemes de reconnaissance
unimodaux du visage et de l'iris**

Chapitre 2 : *Systèmes de reconnaissance unimodaux du visage et de l'iris*

2.1 Introduction

L'identification des personnes par la biométrie s'est imposée comme une approche de sécurisation fiable dans le marché. Plusieurs techniques ont été développées en exploitant les caractéristiques humaines physiques ou comportementales. Ces caractéristiques sont traitées par certains processus automatisés afin de différencier les personnes. Un système biométrique unimodal utilise une seule modalité biométrique pour identifier les personnes. Dans ce chapitre, en premier lieu, on présentera deux systèmes biométriques unimodaux basés sur le visage et sur l'iris, respectivement. Aussi, on donnera leurs avantages et leurs inconvénients. En second lieu, on proposera des systèmes biométriques unimodaux du visage développés dans notre travail, ces systèmes sont basés sur l'extraction des informations pertinentes contenues dans l'image d'entrée. Enfin, on terminera ce chapitre par la présentation des différentes bases de données utilisées et les résultats expérimentaux obtenus.

2.2 Système de reconnaissance par le visage

Le système de reconnaissance faciale c'est l'application visant à reconnaître une personne grâce à son visage de manière automatique. En tant qu'une des technologies biométriques de base, il a pris une part plus importante dans le domaine de la recherche scientifique, ceci étant dû aux avancement rapides de développement technologies telles que les appareils photo numériques, Internet et les dispositifs mobiles, et leurs utilisations dans de nombreuses applications liées à la sécurité. il est par exemple un outil très fiable pour identifier des criminels, ou bien pour vérifier l'identité des voyageurs par les services de douanes, utilisé dans

des applications commerciales ainsi permet par exemple de sécuriser des transactions en ligne. Ces systèmes de reconnaissance présentent des avantages et inconvénients [12]:

Avantages

- Bien acceptée par les usagers ;
- Ne demande aucune action de l'utilisateur, pas de contact physique ;
- Elle n'est pas très coûteuse.

Inconvénients

- Sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage, etc) ;
- Problème de différenciation entre les vrais jumeaux ;
- Sensible aux changements (barbe, moustache, lunettes, piercing, chirurgie, etc).

La reconnaissance automatique de visage s'effectue en trois étapes principales après l'acquisition : (1) détection et prétraitement de visage, (2) extraction des caractéristiques (3) vérification ou l'identification (Ces étapes sont présentées par la Figure 2.1).

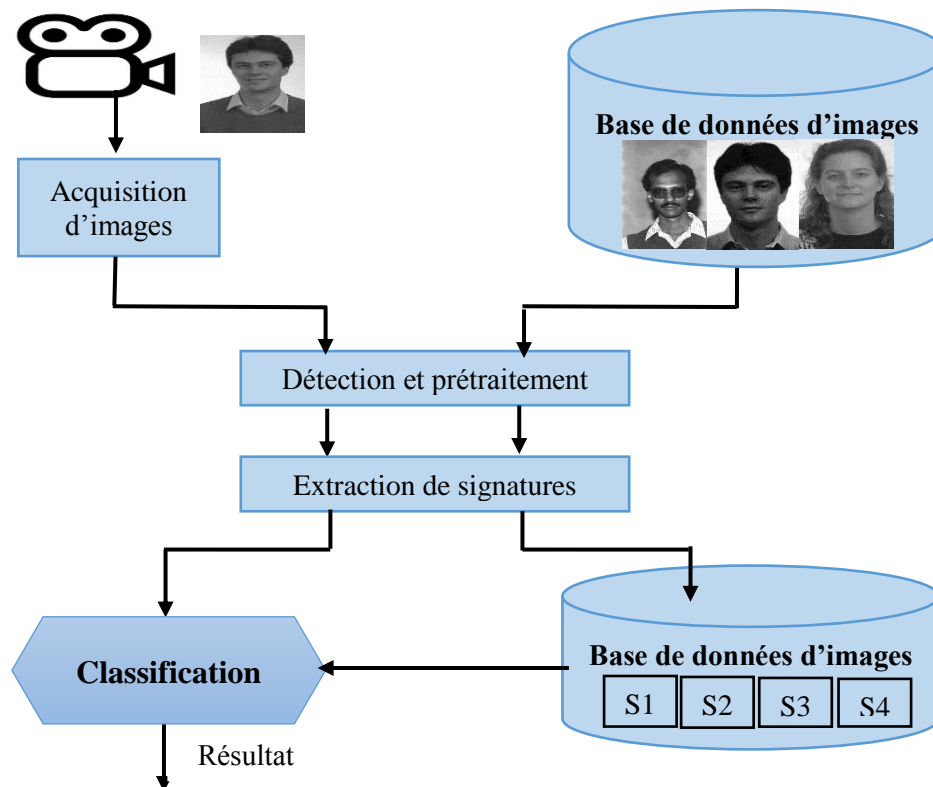


Figure 2.1 : Étapes de la reconnaissance du visage.

2.2.1 Détection et prétraitement de visage

La détection de visage est un cas spécifique de détection d'objet, où l'on cherche à détecter la présence et la localisation précise d'un ou plusieurs visages dans une image. Après

l'acquisition de l'image faciale, la détection de visage est un traitement indispensable et crucial avant l'étape de prétraitement, car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière. En effet, le processus de reconnaissance de visages ne pourra jamais devenir intégralement automatique s'il n'a pas été précédé par une étape de détection efficace.

Les difficultés qui sont rencontrées par les méthodes de détection et de prétraitement du visage sont les variations de pose, l'expression faciale, la rotation du visage, variation d'illumination. Les difficultés peuvent être surmontées par un prétraitement de normalisation et de compensation de l'illumination. Il existe plusieurs types de prétraitement en améliorant la qualité de l'image, telle que : l'égalisation d'histogramme et le filtre médian, etc [12].

2.2.2 Extraction de caractéristiques

Les méthodes d'extraction de caractéristiques faciales peuvent être séparées en trois grandes catégories principales. La première repose sur l'extraction de régions entières du visage, elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. La deuxième repose sur l'extraction des points particuliers des différentes régions caractéristiques de visage, tels que les coins des yeux, la bouche et le nez. Elle est utilisée avec une méthode locale de reconnaissance. La dernière c'est la méthode hybride qui se repose sur des approches globales et locales.

2.2.2.1 Approches globales

Le principe de ces approches est d'utiliser toute la surface du visage comme source d'information ou une entité unique en entrée du système sans tenir compte des caractéristiques locales comme le visage, les yeux, la bouche, etc. Les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées d'une manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler. Ce type d'approches, permet une meilleure capture de l'aspect global du visage que les représentations locales, elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. Toutefois, son inconvénient réside dans la dimension très grande de l'espace d'image qu'elle nécessite [13, 14], ce qui rend très difficile la classification et qu'elle présente une grande efficacité dans les conditions contrôlées tandis que leur performance se dégrade considérablement dans la présence des variations d'éclaircissement, de pose, d'expression faciale, etc.

Plusieurs méthodes globales ont été proposées pour la reconnaissance du visage, nous pouvons distinguer deux types de techniques : les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

- **Techniques linéaires**

Les techniques linéaires projettent linéairement les données d'un espace de grande dimension sur un sous-espace de dimension inférieure. Les techniques linéaires populaires les plus utilisées sont :

Analyse en composantes principales (PCA) : Est une technique linéaire très populaire appelée Eigenface présentée par Turk et Pentland dans [15]. Elle est utilisée pour la réduction de dimension linéaire, représentation des visages ou pour la classification. L'idée principale de l'PCA est suivant : étant donné un ensemble d'images de visages exemples, il s'agit tout d'abord de trouver les composantes principales de ces visages. Ceci revient à déterminer les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble de ces images. Chaque visage peut alors être décrit par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres. Pour construire la matrice de covariance, chaque image de visage est transformée en vecteur [16]. Enfin, l'étude théorique de l'algorithme PCA est très pédagogique et permet d'acquérir de solides bases pour la reconnaissance 2D du visage. C'est un algorithme incontournable.

Analyse discriminante linéaire (LDA) : Est né des travaux de Belhumeur et al. de l'université de Yale (USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de Fisherfaces. Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'apprentissage d'images en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs images par classe. Elle consiste à maximiser sur un ensemble d'apprentissage le critère de Fisher, à savoir le quotient de la variance inter-classe par la variance intra-classe. Le LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, avec objectif de maximiser les variations inter-classes tout en minimisant les variations intra-classes. Cependant, étant donné que le nombre d'images est souvent inférieur à leur dimension, la matrice de variance intra-classe peut être singulière, et son inversion pose donc un sérieux problème. Ce problème est connu sous le nom de Small Sample Size Problem. Des méthodes ont été proposées pour contourner ce problème [17].

Analyse en composantes indépendantes (ICA) : Elle devient populaire lors de son utilisation dans le domaine du traitement du signal pour la séparation de sources aveugles. Est une généralisation de l'algorithme PCA avec lequel il coïncide dans le cas de données gaussiennes. L'algorithme ICA est basé sur le concept intuitif de contraste et permet d'éliminer la redondance statistique des données d'entrer. Bartlett et al. ont fourni deux architectures

différentes pour l'ICA : une première architecture (ICA I) qui construit une base d'images statistiquement indépendantes et une deuxième architecture (ICA II) qui fournit une représentation en code factoriel des données [18].

- **Techniques non-linéaires**

Ces approches possèdent des performances supérieures à celles qui sont données par la méthode Eigenface basique.

Malheureusement, les techniques globales linéaires ne sont pas assez précises pour décrire les subtilités des variétés (géométriques) présentes dans l'espace de l'image originale. Ceci est dû à leurs limitations à gérer la non-linéarité en reconnaissance faciale. Afin de pouvoir traiter ce problème les méthodes linéaires ont été étendues à des techniques non linéaires basées sur la notion mathématique de noyau ("kernel"). Les méthodes globales linéaires permettent une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques ("feature space") et que les variétés présentes dans l'espace de caractéristiques résultant deviennent simples. L'Analyse en Composantes Principales à noyaux (KPCA) est la reformulation non linéaire de la technique linéaire classique qu'est l'analyse en composantes principales en utilisant des fonctions à noyaux [19]. Depuis plusieurs années, la reformulation de techniques classiques à l'aide de "l'astuce du noyau" a permis l'émergence de nombreuses techniques comme les machines à support de vecteurs (SVM) [20], analyse discriminante généralisée (GDA), analyse discriminante à noyau (KDA) [20], l'analyse en composantes indépendantes à noyaux (KICA) [21], il y a aussi d'autres techniques comme l'analyse discriminante exponentiel (EDA) [22], Laplacian EigenMaps [23] etc.

2.2.2.2 Approches locales

On les appelle aussi les méthodes géométriques ou analytiques. Ce type consiste à appliquer des transformations en des endroits spécifiques de l'image. Ils peuvent être classées en deux catégories, les méthodes basées sur les points d'intérêt et celles basées sur l'apparence du visage. Dans le premier cas, on détecte tout d'abord les points d'intérêt comme les yeux, le nez et la bouche et ensuite on extrait des caractéristiques localisées sur ces points d'intérêt. Dans le second cas, on divise le visage en petites régions (ou patches) sur lesquelles les caractéristiques locales sont directement extraites à partir des régions entières, elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. Après le choix des régions locales, il est important d'utiliser la meilleure manière de représenter les informations de chaque région. Cette étape est critique influe sur la robustesse du système de reconnaissance facial. Les techniques couramment utilisées pour l'extraction de caractéristiques sont : les coefficients de

Gabor [24,25], les ondelettes de Harr [26], SIFT (Transformation de caractéristique invariante à l'échelle) [27], LBP (Modèle binaire local) et ces variantes [28], LPQ (Quantification de phase locale) [29], Caractéristiques des images statistiques binarisées (BSIF) [30], les moments de zernike [31] etc.

- **Modèle binaire local LBP**

Parmi les approches locales les plus populaires proposées l'opérateur LBP, qui est proposé par Ojala [32] et a été développée récemment avec un grand nombre de variations pour l'amélioration des performances dans différentes applications. Jin et al. [33] ont proposé un LBP amélioré (Improved LBP, ILBP), pour permettre à l'opérateur de LBP à décrire plus d'informations de structure locale dans certaines circonstances. Il compare tous les pixels avec l'intensité moyenne de tous les pixels (y compris le pixel central) du bloc. ELBP [34] est une autre variante pour améliorer LBP proposé par Huang et al. L'opérateur ELBP effectue non seulement la comparaison binaire entre le pixel central et ses voisins, mais encode aussi leurs différences de valeurs de gris (Gray-value Differences, GDs) en utilisant des unités binaires. Guo et al. [35] ont proposé récemment CLBP (Complete LBP), CLBP compare la valeur absolue de GD avec le pixel central donné pour ajouter un nouveau code de LBP, et afin d'améliorer le pouvoir discriminant de l'opérateur LBP original. Zhang et al. [36] ont proposé Séquence d'histogramme de modèle binaire de Gabor local (Local Gabor Binary Pattern Histogram Sequence, LGBPHS) pour la reconnaissance de visage. Cette méthode divisait l'image en régions locales puis calculait les histogrammes du modèle binaire d'amplitude locale de Gabor de chaque région. Ahonen et al. [37] ont proposé une méthode de reconnaissance faciale basée sur des histogrammes de LBP, dans laquelle les caractéristiques obtenus en divisant l'image en sous-région et en calculant leurs histogrammes de LBP. Ye et al. [38] ont proposé une méthode nommée modèle binaire local à histogramme doux adaptatif (adaptive soft histogram local binary pattern, ASLBP) pour la reconnaissance faciale. Elle est une extension du modèle binaire local à l'histogramme doux (soft histogram local binary pattern, SLBP) qui est différent du modèle binaire local (LBP) et de ses variantes. L'ASLBP est basé sur l'apprentissage adaptatif de la marge douce des limites de décision, dont le but est d'améliorer la précision de la reconnaissance.

- **Ondelettes de Gabor**

Depuis son apparition en 2000, les ondelettes de Gabor n'a cessé d'être utilisé et adapté à diverses applications. On le trouve utilisé pour la localisation des parties discriminants de visage, le suivi du visage dans une séquence vidéo, l'estimation de pose, l'alignement d'images de visage et la reconnaissance de visages.

Dans [39], les auteurs présentent une nouvelle approche de la reconnaissance faciale utilisant les ondelettes de Gabor. La représentation d'image de Gabor simule la fonction du système visuel humain. Un système de reconnaissance facial a été proposé dans [40], ils ont utilisé une version simplifiée des ondelettes de Gabor (SGW) et un algorithme efficace pour extraire les caractéristiques basées sur une image intégrale. SGW est généré en quantifiant les ondelettes de Gabor dans un certain nombre de niveaux. Les résultats expérimentaux montrent que l'utilisation de SGW peut atteindre un niveau de performance similaire à celui des ondelettes de Gabor, tandis que le temps d'exécution des fonctions SGW est au plus 4,3 fois plus rapide que celui des ondelettes de Gabor. Dans [41], ils ont présenté un nouvel algorithme de reconnaissance de visage basé sur la fusion des coefficients d'ondelettes de Gabor. Ils ont pris d'abord les coefficients de la transformée en ondelettes de Gabor dérivant à partir des images de visage comme vecteurs propres. Et puis, ils ont obtenu les nouveaux vecteurs propres en fusionnant les coefficients de Gabor. Ensuite, en fonction de la fonction de similarité, ils ont reconnu des images de visage sous différentes collections d'apprentissage.

- **Moments de Zernike**

En plus de méthodes d'extraction de caractéristiques locales telles que Gabor et LBP, qui ont suscité un grand intérêt en raison de leur capacité à gérer les difficultés de reconnaissance du visage, les moments de Zernike sont aussi utilisés. Ces moments ont été introduits par F. Zernike [42], dans le domaine du traitement de l'information, ils ont été utilisés pour leur propriété d'orthogonalité qui permet la génération de descripteurs non redondants et leurs propriétés d'invariance en translation, en échelle et en rotation. Ils ont utilisé les moments de Zernike dans beaucoup de travaux de traitement d'images et du signal, notamment la reconnaissance d'images de personnes [43]. Nor'aini et al. dans [44] ont présenté un système de reconnaissance de visage humain utilisant un moment invariant orthogonal, à savoir les moments de Zernike (ZM) comme extracteur de caractéristiques et un simple classifieur qui est le plus proche voisin. Dans [45] ils ont présenté l'analyse des méthodes d'extraction de caractéristiques basées sur deux moments, les moments de Zernike (ZM) et les moments complexes de Zernike (CZM) dans la reconnaissance des images. Ils ont employé les coefficients de magnitude et de phase des ZM et en l'appelant CZM. Les résultats expérimentaux permettent de conclure que la performance des CZM est meilleure que celle des ZM pour la reconnaissance faciale. Sariyanidi et al. dans [46] ont été proposé les moments de Zernike local (LZM) comme descripteurs de forme pour la reconnaissance de visage. Ils ont modifié les moments globaux de Zernike pour obtenir une représentation locale en calculant les

moments à chaque pixel de l'image de visage pour capturer la micro structure autour de chaque pixel.

- **Autre méthodes**

Li et al. [47] ont proposé un algorithme d'extraction de caractéristiques de type bloc de mots basé sur un bloc (Block-based Bag Of Words, BBOW) employé dans un système de reconnaissance faciale. Qian et al. [48] ont proposé un algorithme d'extraction de caractéristiques appelé décomposition d'image basé sur la structure locale (image decomposition based on local structure, IDLS). Cet algorithme a capturé les informations structurelles locales. Sun et al. [49] ont proposé un algorithme de programmation linéaire (linear programming, LP) pour la sélection de caractéristiques ordinaires. Cette méthode est appliquée pour la reconnaissance de l'iris et palmprint [50]. Dans [51] ils ont appliqué HOG (Histograms of Oriented Gradients) pour la reconnaissance faciale, La fonction HOG n'est pas générée pour chaque point clé, mais la totalité de l'image faciale est divisée de manière uniforme en cellules de même taille. La caractéristique finale de l'image faciale est obtenue en générant d'abord des histogrammes de chaque cellule, puis utilisé en les concaténant simplement. Le processus est similaire à celui fait habituellement lors de l'extraction par LBP. En comparaison avec les approches globales, les méthodes locales présentent certains avantages. Tout d'abord, les approches locales peuvent fournir des informations supplémentaires basées sur les parties locales. De plus, pour chaque type de caractéristiques locales, on peut choisir le classifieur le plus adapté [50].

2.2.2.3 Approches hybrides

Comme on a vu précédemment plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques ont été proposées pour la reconnaissance de visage mais aucune d'elle est capable de s'adapter aux changements d'environnements tels que les poses, expressions et l'éclairage du visage, etc.

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales. Elles permettent d'augmenter la robustesse et la stabilité de système de reconnaissance dans des environnements non contrôlés. Par exemple l'algorithme LogGabor PCA (LG-PCA) [52] effectue une convolution avec des ondelettes de Gabor orientées autour de certains points caractéristiques du visage afin de créer des vecteurs contenant la localisation et l'amplitude énergétique locale. Ces vecteurs sont ensuite envoyés dans un algorithme PCA afin de réduire la dimension des données [8].

Dans [53] une nouvelle méthode hybride, basée sur la transformée en ondelettes de Gabor et une analyse modulaire en deux composantes principales pour la reconnaissance des visages

a été proposée. Tout d'abord, la caractéristique d'image de visage est acquise par la transformé d'ondelettes de Gabor. Deuxièmement, sa dimension est réduite et les vecteurs propres sont extraits par la méthode modulaire 2DPCA. Su et al. dans [54], ont proposé un nouvel algorithme d'extraction de caractéristiques combinant des caractéristiques globales et locales. Les caractéristiques globales sont extraites en utilisant des coefficients de Fourier à basse fréquence, tandis que les caractéristiques locales sont extraites à base de LDA. Y. Yan et al. dans [55], ont proposé aussi l'algorithme d'extraction de caractéristiques multi-sous-région basée sur les banque de filtres de corrélation (Multi-Sub region based Correlation Filter Bank, MS-CFB). Ils combinent les avantages de caractéristiques locales et caractéristiques globales pour une reconnaissance de visage robuste. M. Yan et al. [56], ont proposé d'extraire des caractéristiques basées sur le modèle de représentation du noyau et les caractéristiques locales statistiques (SLF). Cet algorithme exploite les informations intégrées dans la SLF et a adopté un processus de régression pour atténuer efficacement l'occlusion présentée dans les images de visage. Dans [57], ils ont proposé des nouvelles techniques d'extraction de caractéristiques, les premières appelées modèles de différence d'orientation (patterns of orientation difference, POD) et le second est l'amélioration des modèles de magnitudes de bords orientés (patterns of oriented edge magnitudes, POEM). Chakraborty et al. dans [58] ont proposé un descripteur appelé modèle quadruple symétrique central (Center Symmetric Quadruple Pattern, CSQP), ce descripteur est structurellement symétrique, code l'asymétrie faciale et capture des informations plus significatives. Chakraborty et al. dans [59], ont proposé un nouvel algorithme d'extraction de caractéristiques de texture nommé hand-crafted local quadruple pattern (LQPAT) pour le système de reconnaissance faciale. Il encode seulement un nombre limité de pixels dans le voisinage local. La figure 2.2 représente la classification des principaux algorithmes utilisés pour l'extraction de caractéristiques facial.

2.2.3 Classification

La classification des caractéristiques faciales est une étape très importante dans le système de l'identification automatique de reconnaissance par le visage. Elle consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble des visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes.

2.3 Système de reconnaissance par l'iris

L'utilisation de l'iris pour l'identification d'une personne a été proposée à l'origine en 1936 par l'ophtalmologue américain Frank Burch, lors d'une conférence pour l'American Academy of Ophthalmology.

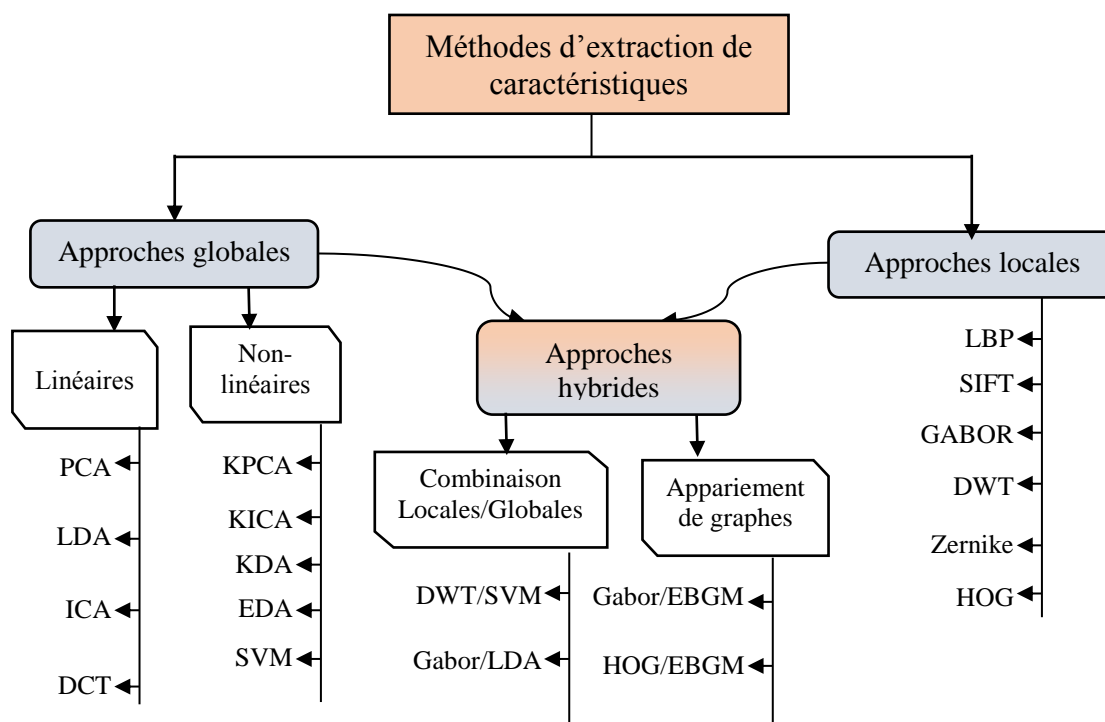


Figure 2.2 : Classification des principaux algorithmes utilisés en l'extraction de caractéristiques.

En 1987 les ophtalmologistes américains, Leonard Flom et Aron Safir, ont tenté de transposer l'idée de Burch en voulant développer un système d'identification opérationnel, mais ils n'ont pas été capables de réussir. Ils ont demandé à John Daugman qui est enseignant à l'université de Harvard, d'essayer de créer des algorithmes pour l'identification par l'iris. Il est venu les aider en mettant au point une approche mathématique pour l'analyse des motifs aléatoires de l'iris. La collaboration entre Daugman, Safir et Flom ont créé des algorithmes, ces algorithmes (méthode basée sur les ondelettes de Gabor), que Daugman a fait breveter en 1994 [8]. Le travail de Daugman est basé sur l'utilisation de l'opérateur intégro-différentiel pour la détection des deux iris, ensuite il normalise la région de l'iris en un modèle rectangulaire de taille fixe, il a appliqué les ondelettes complexes de Gabor pour l'extraction de caractéristiques de l'iris sous forme d'un code binaire [60, 61].

En 1997, Wildes a proposé une méthode complètement différente de celle de Daugman [62], les différences se situent dans toutes les phases de reconnaissance par l'iris : dans la segmentation, il propose une méthode basée sur la transformée de Hough circulaire et elliptique. La normalisation s'effectue par recalage, ensuite l'extraction de caractéristiques a été faite par la représentation pyramidale multirésolution (filtres Laplaciens), et enfin la classification se fait par la corrélation normalisée. Lim et al. [63] proposaient en 2001 d'analyser les motifs de l'iris

humain par la Transformée en ondelettes (ondelette mère de Haar). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux et le vecteur de 87 caractéristiques d'une iris est construit, en combinant la sous-image HH4 (4ème niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH1, HH2 et HH3. L'étape d'identification est réalisée par un classifieur basé sur un réseau d'apprentissage par quantification vectorielle (LVQ : Learning Vector Quantization). Il existe plusieurs systèmes proposés et tous sont basés sur le système d'identification proposé par Daugman.

2.3.1 Modalité de l'iris

L'iris placé derrière la cornée de l'œil, elle est un diaphragme variable percée au centre d'un trou noir appelé la pupille par laquelle la lumière pénètre vers la rétine (voir la Figure 2.3). La pupille a un diamètre de 2,5 à 4,5 mm, régie par un sphincter et par un dilatateur formé de fibres musculaires antagonistes, lisses, rayonnantes et circulaires. Le rôle de l'iris sert à adapter cette quantité de lumière en se réfractant ou se dilatant suivant les conditions de luminosité pour éviter l'aveuglement en plein soleil ou capter le peu de rayons lumineux la nuit. La pupille s'agrandit quand les fibres musculaires sympathiques se contractent, elle se rétrécit quand les fibres circulaires parasympathiques agissent. Par exemple, quand la luminosité ambiante est forte, l'iris se contracte, ce qui diminue l'intensité lumineuse qui vient frapper le centre de la rétine, et vice-versa [64].

Dans le corps humain, l'iris est le seul organe visible de l'extérieur puisqu'il est protégé par un miroir qui est la cornée. Il contient beaucoup de ligaments courbés, de sillons, de stries, etc. Il fournit un ensemble de données très riches, complexes et stables dans le temps, ce qui justifie son efficacité par rapport aux autres traits biométriques et garantit l'unicité d'une iris humaine. Les systèmes de reconnaissance par l'iris présentent des avantages et inconvénients :

Avantages

- L'iris est un organe interne et donc bien protégé de tout dommage contrairement aux autres outils biométriques comme les empreintes digitales.
- Grande quantité d'information contenue dans l'iris.
- Vrais jumeaux ne se rassemblent pas.

Inconvénients

- Aspect psychologiquement invasif de la technique.
- L'iris est aisément visible et peut être photographié. Le problème de sécurité est alors lié aux vérifications effectuées lors de la prise de vue.

- L'image de l'iris peut gravement être affectée par l'ombre (reflet) des cils et des paupières causées par la qualité de la source lumineuse [65].

2.3.2 Architecture de système de reconnaissance par l'iris

Un système biométrique de reconnaissance de l'iris est composé d'un certain nombre de module. Une fois l'image de l'œil acquise, des techniques de traitement d'image sont utilisées pour en extraire l'iris code, qui construire la signature biométrique.

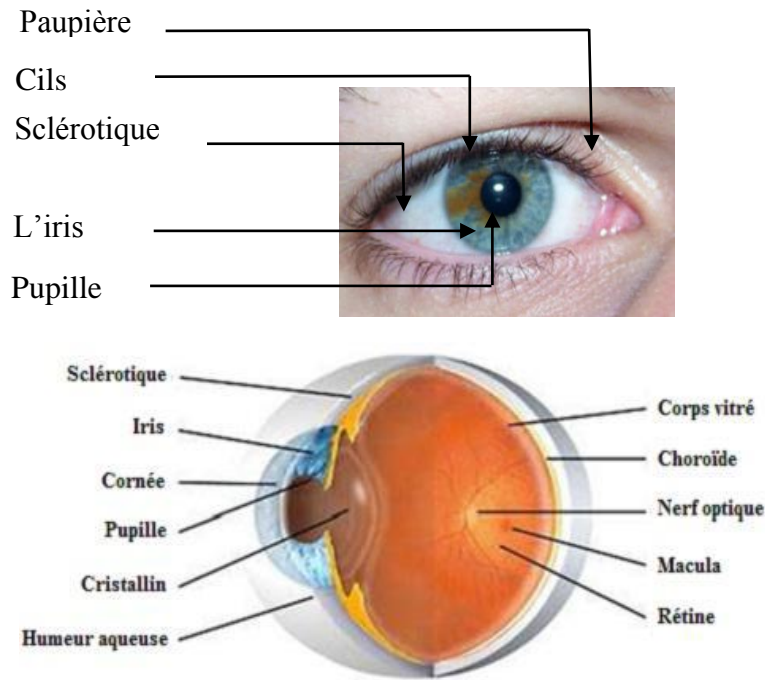


Figure 2.3 : Structure d'un œil humain [66].

Ce système de reconnaissance de l'iris se décompose en quatre modules : Localisation de l'iris au sein de l'image (segmentation), normalisation de l'iris, extraction de caractéristiques et la comparaison [12]. Comme on a dit précédemment la plupart des systèmes de l'iris sont basés sur l'algorithme de Daugman. Dans ce travail notre système de reconnaissance de l'iris est basé sur le code open-source de Daugman montré sur la figure 2.4.

2.3.3 Acquisition de l'iris

En effet, l'iris est un objet de petite taille, sombre, localisée derrière la cornée qui constitue un miroir hautement réfléchissant. Toutes ces raisons en font l'iris un objet très difficile à photographier. L'acquisition d'une image de l'iris peut s'effectuer avec une caméra monochrome. Mais du fait de la réflexion spectaculaire des sources lumineuses environnantes sur la cornée comme montre la figure (2.5), La capture d'image d'une iris s'effectue dans le domaine du proche infrarouge (non visible, donc non éblouissant pour l'utilisateur). Généralement, les systèmes d'acquisition de l'iris acquièrent une image de l'iris de 30 à 50 cm,

ainsi qu'une illumination artificielle réalisée par une diode AlGaAs (Aluminium Gallium Arsenide) placée à proximité de l'objectif [67, 68].

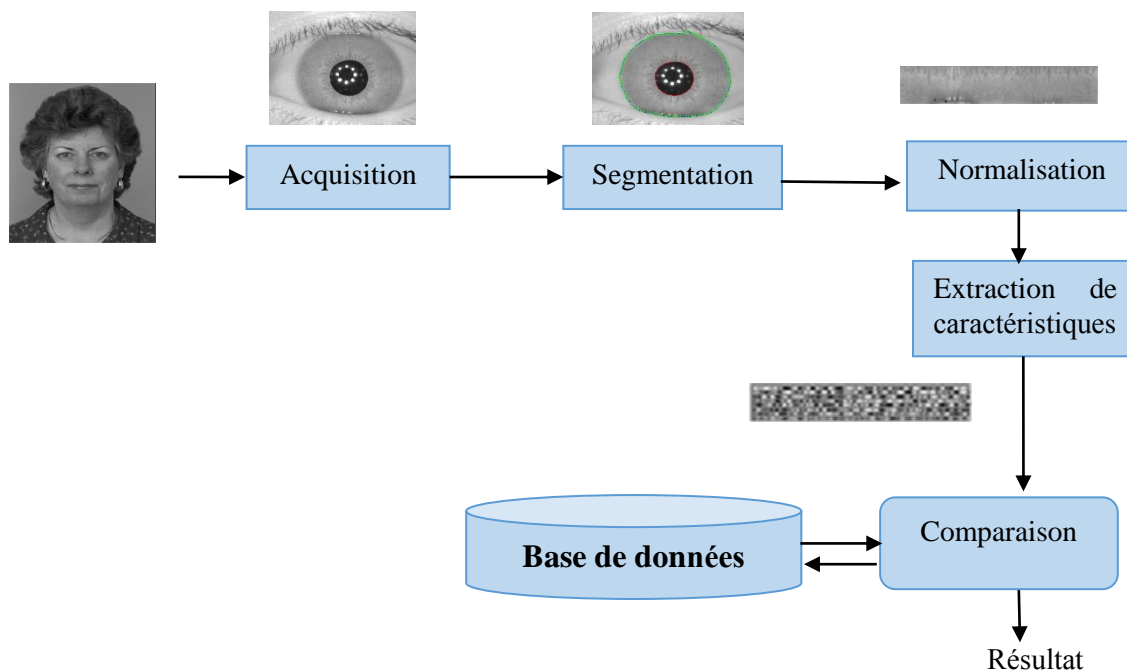


Figure 2.4 : Architecture d'un système de reconnaissance par l'iris.

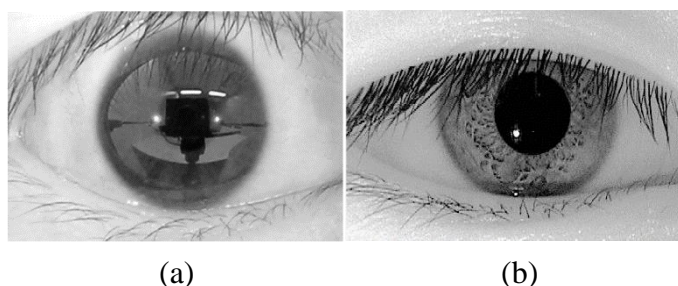


Figure 2.5 : Image d'une iris capturée, (a) Dans le visible, (b) Dans le proche infrarouge.

2.3.4 Segmentation de l'iris

L'image de l'œil ne comporte pas uniquement la région de l'iris. Il est alors nécessaire de segmenter et isoler cette région du reste de l'image. Ce qui revient à isoler l'iris du blanc de l'œil et des paupières, ainsi qu'à détecter la pupille à l'intérieur du disque de l'iris. Généralement, l'iris et la pupille sont approximés par deux cercles. Afin de s'assurer une segmentation efficace de l'iris, Plusieurs chercheurs ont contribué dans cette étape de reconnaissance par l'iris. L'algorithme de référence de Daugman dans [64] qui utilise l'opérateur intégral-différentiel, Wildes dans [62] a proposé l'algorithme de Hough circulaire et elliptique pour la détection de l'iris.

La segmentation de l'iris proposée par Fabian et al. dans [69], est basée sur un point de vue statistique pour la recherche de la frontière externe de l'iris et sur une approche analytique

pour la recherche de la frontière interne de l'iris. Masek [70] implémente la segmentation de l'iris proposée par Wildes [62]. Cependant il inverse l'ordre de détection des frontières de l'iris et utilise une autre méthode pour l'isolation des paupières. Liu et al. [71], appliquent une transformée de Hough modifiée. Lors de la création de l'image des contours, les points de contours qui peuvent mener à une mauvaise détection des frontières sont éliminés. Tisse et al. [69] combinent l'opérateur de Daugman avec la transformée de Hough. La segmentation par contours actifs proposé par Shah et Ross [72], détecte les frontières de la pupille en l'approximant par un contour circulaire et détecte la frontière externe de l'iris d'une manière précise en utilisant les contours actifs géodésiques [73]. Vatsa et al. dans [74] ont utilisé les contours actifs à ensemble de niveaux (level set active contours) pour segmenter l'iris. Dans cette thèse nous avons implémenté trois méthodes de segmentation :

2.3.4.1 Transformée de Hough

La Transformée de Hough est une technique d'analyse et de reconnaissance de formes inventée et brevetée en 1962 par Paul Hough. Cette technique nous permet de détecter les lignes (droites), les cercles ou n'importe quelle forme présente dans une image. Wildes a été le premier à implémenter la transformée de Hough pour détecter l'iris avec des contours circulaires non concentrique. Masek a proposé un autre algorithme utilise le même principe en ajoutant l'étape de séparation des paupières par la transformé de Radon. Un exemple de segmentation de l'iris par l'algorithme de Masek par la transformée Hough est illustré sur la figure 2.6 [70].

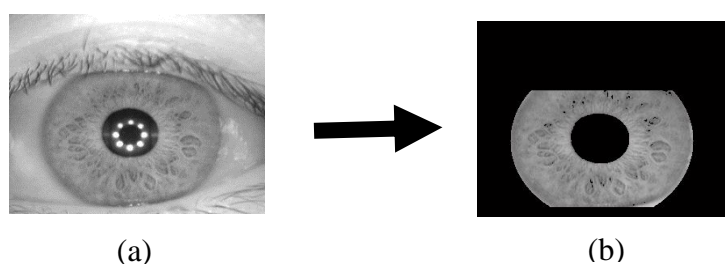


Figure 2.6 : Segmentation d'iris par Hough, (a) Image originale, (b) l'iris segmentée.

2.3.4.2 Contour actif (Snake en anglais)

Le concept de contour actif ou snake a été introduit par Kass et al. en 1987 [28]. Il est défini comme une courbe paramétrique se déplace et épouse lentement les contours, est basée sur la notion d'énergie interne et externe, dont le but étant de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe. Selon la propriété non-circulaire et non-elliptique de pupille et l'iris, le contour actif rétracté est choisi pour trouver les vraies limites intérieures et extérieures de l'iris. L'idée d'utiliser le contour actif pour une détection de l'iris et de la pupille a été évoquée par

Masek dans sa thèse [70]. Daugman [76] et Liu [77] ont publié des articles indiquant qu'ils ont utilisé le contour actif comme moyen d'isoler l'iris du reste des régions de l'œil. Il y a deux étapes pour la détection des frontières par exemple iris-pupille, Recherche du contour initial de la pupille : nous avons utilisé la Transformée de Hough, ensuite la recherche du vrai contour de la pupille en utilisant la méthode du contour actif. La figure 2.7 montre un exemple de segmentation de l'iris par snake.

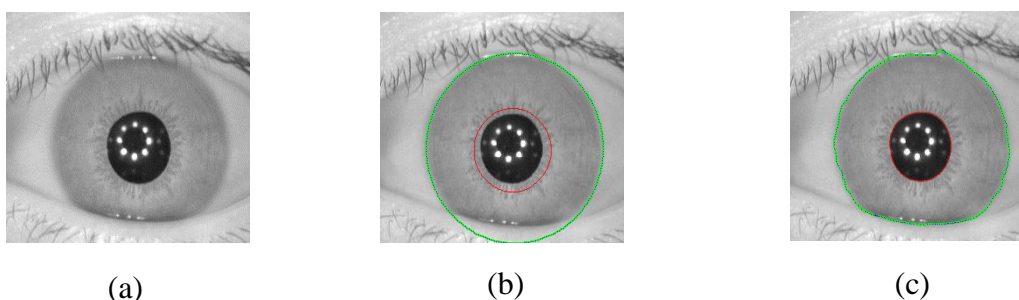


Figure 2.7 : Segmentation de l'iris par snake (a), Image originale, (b) L'initialisation des contours de l'iris-pupille, (c) l'iris segmentée.

2.3.4.3 Méthode d'ensemble de niveaux régularisé par distance (DRLS)

Elle a été la première fois présentée par Osher et Sethian et devenu de plus en plus populaire dans le cadre du traitement d'image, mécanique des fluides, graphiques, vision par ordinateur, etc. La fonction d'ensemble de niveaux (en anglais, Level Set Function : LSF), est définie comme une fonction de distance signée de la distance aux points les plus proche des frontières qui est positive à l'intérieur et négative à l'extérieur (naturellement nulle sur les frontières). Le terme de régularisation est défini avec une fonction de potentielle, telle que la diffusion d'évolution d'ensemble de niveaux est unique en avant ou en arrière (FAB : forward-and-backward). Ceci rapporte un nouveau type d'évolution d'ensemble de niveaux appelée l'évolution d'ensemble de niveaux régularisé par distance (Distance Regularized Level Set Method, DRLS) cette méthode est détaillé dans [78]. La figure 2.8 montre un exemple de segmentation par DRLS.

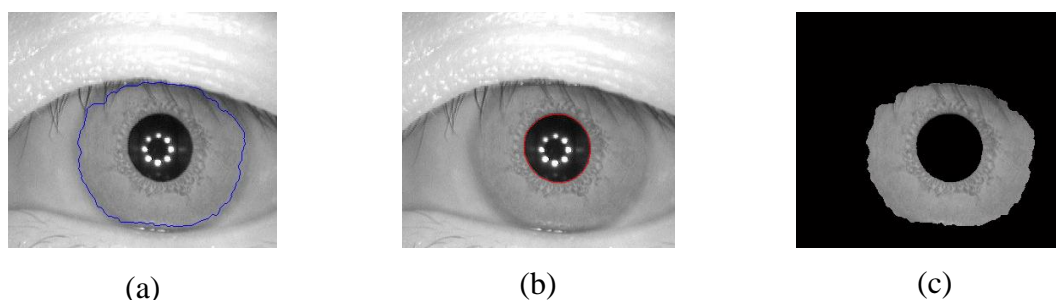


Figure 2.8 : Segmentation de l'iris par DRLS, (a) Détection des frontières iris/sclérotique, (b) Frontières iris/pupille, (c) L'iris segmentée.

2.3.5 Normalisation de l'iris

L'iris est un disque irrégulier, ces irrégularités sont dues à la dilatation et la contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'iris. Ces raisons ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation. Dans son article publié en 1993, Daugman a proposé la méthode pseudo-polaire, qui transforme la région de l'iris segmentée en un modèle de taille fixe. Il convertit l'iris segmentée d'un repère cartésien vers un repère polaire comme l'indique la figure 2.9 [70].

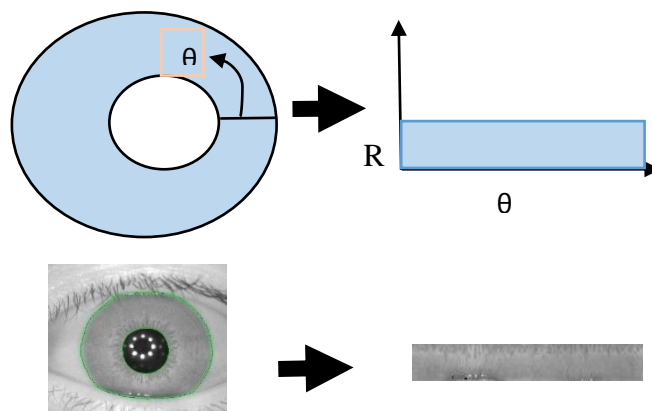


Figure 2.9 : Normalisation de l'iris.

2.3.6 Extraction de caractéristiques

Le choix des caractéristiques pertinentes des images de l'iris, joue un rôle important dans la précision de système développé. La plupart des méthodes que l'on trouve utilisent différents types d'ondelettes ou de filtrages par fenêtre. Ils ont utilisé le filtre 1D Log-Gabor [70], [79], le filtre 2D de Gabor [80], [81] la transformée en ondelettes [82], [83], la transformée en cosinus discrète, etc [84]. Une étude comparative des différents filtres d'extraction des caractéristiques de l'iris a été proposée par [85], cette étude a montré que le filtre de Gabor permet d'obtenir les meilleures performances de reconnaissance [86].

Le filtre de Gabor n'est qu'une fréquence pure modulée par une gaussienne, c'est-à-dire, un filtre passe bande avec une enveloppe gaussienne. Ce filtre est très répandu du fait de sa propriété de résolution optimale conjointe en fréquence et en temps. En plus, c'est un filtre linéaire dont la réponse impulsionnelle est une sinusoïde modulée par une fonction gaussienne (également appelée ondelette de Gabor). La transformée de Log-Gabor a une fonction de transfert de la forme suivante :

$$G(w) = e^{\left(\frac{-\left(\log\left(\frac{w}{w_0}\right)\right)^2}{2\left(\log\left(\frac{k}{w_0}\right)\right)^2} \right)} \quad (2.1)$$

Où w et w_0 est la fréquence et la fréquence centrale du filtre respectivement, k affecte la bande passante du filtre.

Le codage des caractéristiques a été mis en œuvre par l'application de la convolution du modèle normalisé de l'iris avec des ondelettes de log-Gabor 1D. Le modèle normalisé est divisé en un certain nombre de signaux 1D et ces signaux 1D qui sont convolués avec des ondelettes de Gabor 1D. Les lignes du modèle normalisé 2D sont prises comme des signaux 1D, chaque ligne correspond à un anneau circulaire sur la région de l'iris. La direction angulaire est prise plutôt que la radiale, qui correspond aux colonnes du modèle normalisé, puisque l'indépendance maximale se produit dans la direction angulaire.

L'iriscode est constitué en assignant 2 éléments pour chaque pixel de l'image normalisée. Chaque élément contient une valeur 1 ou 0 selon le signe + ou - de la partie réelle et imaginaire respectivement. Les bits bruités sont assignés à des éléments dont ses grandeurs sont très petites et combinées avec la partie bruitée obtenue à partir de la normalisation. On calcule aussi des masques de même taille fixe, qui déterminent pour chaque bit du code s'il faut le prendre en considération ou non. Les bits ignorés représentent les régions couvertes par les paupières, les cils ou des réflexions lumineuses.

L'iriscode produit est montré sur la figure suivante :

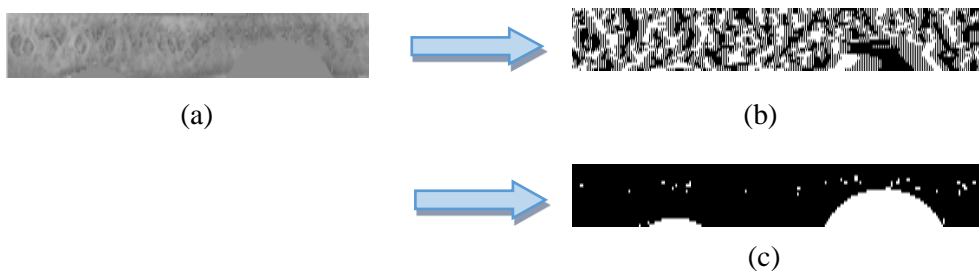


Figure 2.10 : Extraction de caractéristiques. (a) Image normalisée, (b) Iriscode produit, (c) Masque.

2.3.7 Appariement

La reconnaissance de l'iris implique la mise en correspondance entre les différentes iriscode. Les scores de dissimilitude sont calculés pour caractériser le degré de ressemblance ou non entre différentes codes iris obtenu. Daugman [80] mesure la différence entre deux iriscode par le calcul de la distance de Hamming [86].

2.4 Système proposé pour la reconnaissance du visage

Un système de reconnaissance faciale typique comprend les étapes suivantes : acquisition et prétraitement d'images faciales, extraction de caractéristiques, classification/matching comme illustrer la figure 2.1, les étapes constituant le système proposé pour la reconnaissance du visage sont présentées comme suit :

2.4.1 Détection de visage et prétraitement

L'algorithme de détection d'objets Viola-Jones proposé par Paul Viola et Michael Jones est appliqué pour la détection d'image du visage. L'algorithme comporte quatre étapes : sélection de caractéristiques de Haar, création d'une image intégrale, apprentissage par Adaboost et classification en cascade [60]. Après l'étape de détection du visage, l'égalisation de l'histogramme est effectuée, il augmente généralement le contraste global des images, en particulier lorsque les données utilisables de l'image sont représentées par des valeurs de contraste proches. Grâce à cet ajustement, les intensités peuvent être mieux réparties sur l'histogramme [87]. La figure 2.11 est un exemple processus de détection et prétraitement de visage.

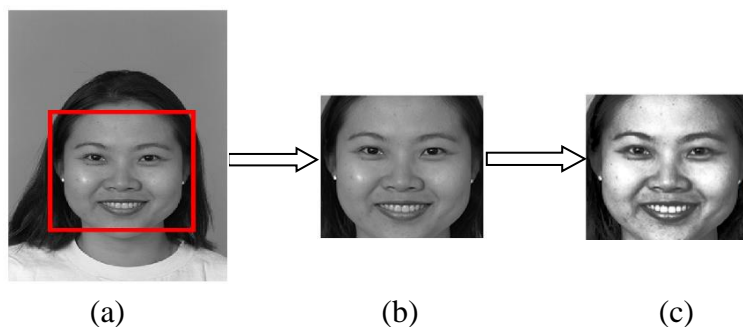


Figure 2.11 : Processus de détection de visage, (a) Détection de visage, (b) Image détectée, (c) Prétraitement.

Dans le système de reconnaissance faciale, le principal défi est de savoir comment extraire des caractéristiques robustes et discriminantes, en encodant les informations pertinentes de l'image d'entrée du système. Deux méthodes proposées pour améliorer les techniques d'extraction de caractéristiques faciales sont présentés par la suite.

2.4.2 Méthode d'extraction de caractéristiques par DLBP-Gabor

Cette section décrit la méthode d'extraction de caractéristiques proposée, basées sur les banques de filtres de Gabor en tant que caractéristiques globales et le double codage LBP (DLBP) en tant que caractéristiques locales. Ces caractéristiques sont concaténées et réduites par l'analyse discriminante généralisée GDA pour améliorer le taux de reconnaissance. La

figure 2.12 illustre le schéma de notre système d'identification faciale proposé basé sur DLBP-Gabor.

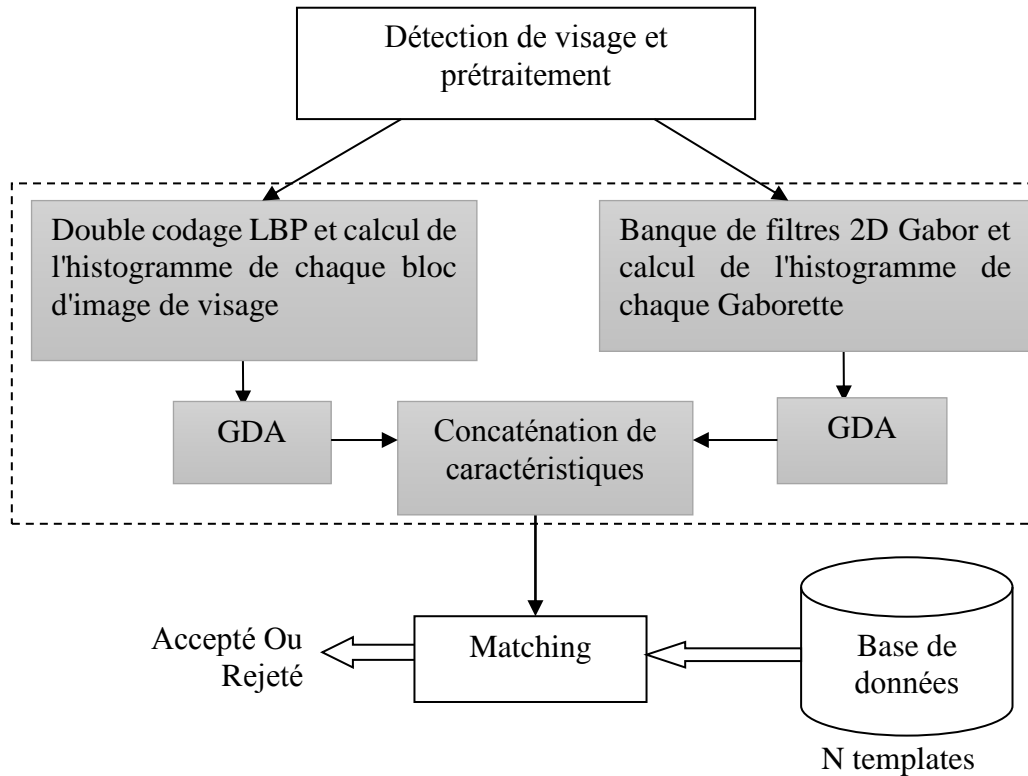


Figure 2.12 : Système d'identification de visage proposé utilise DLBP et Gabor.

2.4.2.1 Extraction par descripteur DLBP

LBP est initialement dérivé pour l'analyse de la texture, il est considéré comme une mesure de texture invariant au niveau de gris. L'opérateur LBP code la structure locale autour de chaque pixel. Mathématiquement, chaque pixel I_c de l'image à analyser est comparé à ses voisins N ($N = 0, \dots, P-1$) dans une région de taille N (exemple voisinage 3×3) en soustrayant la valeur du pixel central. Tous les voisinages prendront une valeur '1' si leur valeur est positive et '0' autrement. Un nombre binaire est obtenu en concaténant l'ensemble de ces valeurs binaires dans le sens horaire, ce qui commence à partir de l'une de ses voisins en haut à gauche. La valeur décimale $LBP_{P,R}(I_c)$ correspondant au nombre binaire généré est utilisée pour marquer le pixel donné, où R est le rayon du cercle avec le centre du pixel I_c . $LBP_{P,R}(I_c)$ donné par l'équation suivante [87].

$$LBP_{P,R} = \sum_{P=0}^{P-1} s(I_{P,R} - I_c) 2^P \quad (2.2)$$

Où $s(x)$ est définie par $s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$

La figure 2.13 illustre bien l'opérateur LBP original sur une fenêtre de taille (3 × 3) avec P=8 et R=1.

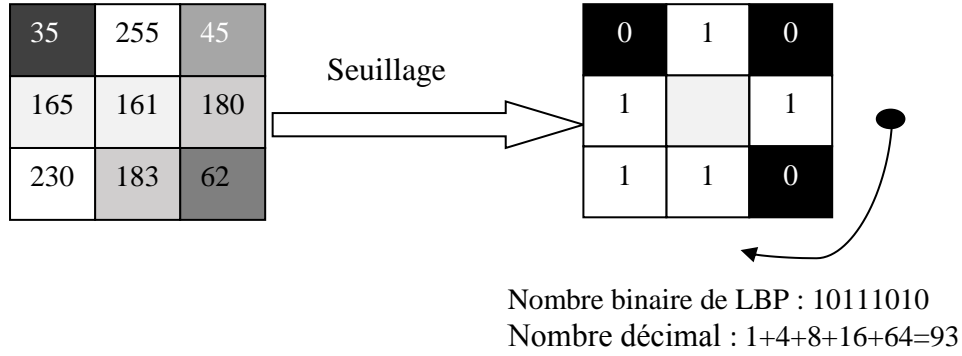


Figure 2.13: Opérateur LBP original.

Double codage LBP (DLBP) a la capacité de décrire les informations de texture en détail en utilisant quatre points d'échantillonnage au lieu de 8 points d'échantillonnage dans LBP original. Il utilise deux codes binaires, le premier code binaire est lié à la différence entre le pixel central et les pixels de voisinage, Comparé au seuil de différence, s'il est plus grand, le code binaire marqué 1, sinon, il est marqué 0. Deuxième code binaire lié à l'amplitude entre le pixel central et ses pixels de voisinage comparé au seuil d'amplitude, s'il est plus grand le code binaire est marqué 1, sinon il est marqué 0. Comme indiqué dans les équations suivantes (2.3) et (2.4) [88].

$$DLBP = \sum_{k=0}^{p-1} 2^{2k} S(i_k, i_c) \quad (2.3)$$

$$S(i_k, i_c) = \begin{cases} 00, & i_k - i_c < \xi \text{ et } |i_k - i_c| < \theta \\ 01, & i_k - i_c < \xi \text{ et } |i_k - i_c| \geq \theta \\ 10, & i_k - i_c \geq \xi \text{ et } |i_k - i_c| < \theta \\ 11, & i_k - i_c \geq \xi \text{ et } |i_k - i_c| \geq \theta \end{cases}, p = 4 \quad (2.4)$$

Ou $\theta = \frac{1}{p} \sum_{k=0}^{p-1} |i_k - i_c|$, $\xi = \frac{1}{p} \sum_{k=0}^{p-1} i_k - i_c$ sont le seuil d'amplitude et le seuil de différence respectivement. i_c et i_k sont la valeur de niveau de gris du pixel central et la valeur au niveau de gris dans le voisinage du pixel central respectivement, p est le nombre de points de voisinages. Le processus de calcul de DLBP est présenté dans la figure 2.14 (a). L'image de visage serait découpée en 16 * 16 pixels pour calculer l'histogramme de chaque bloc comme montré dans la figure 2.14 (b).

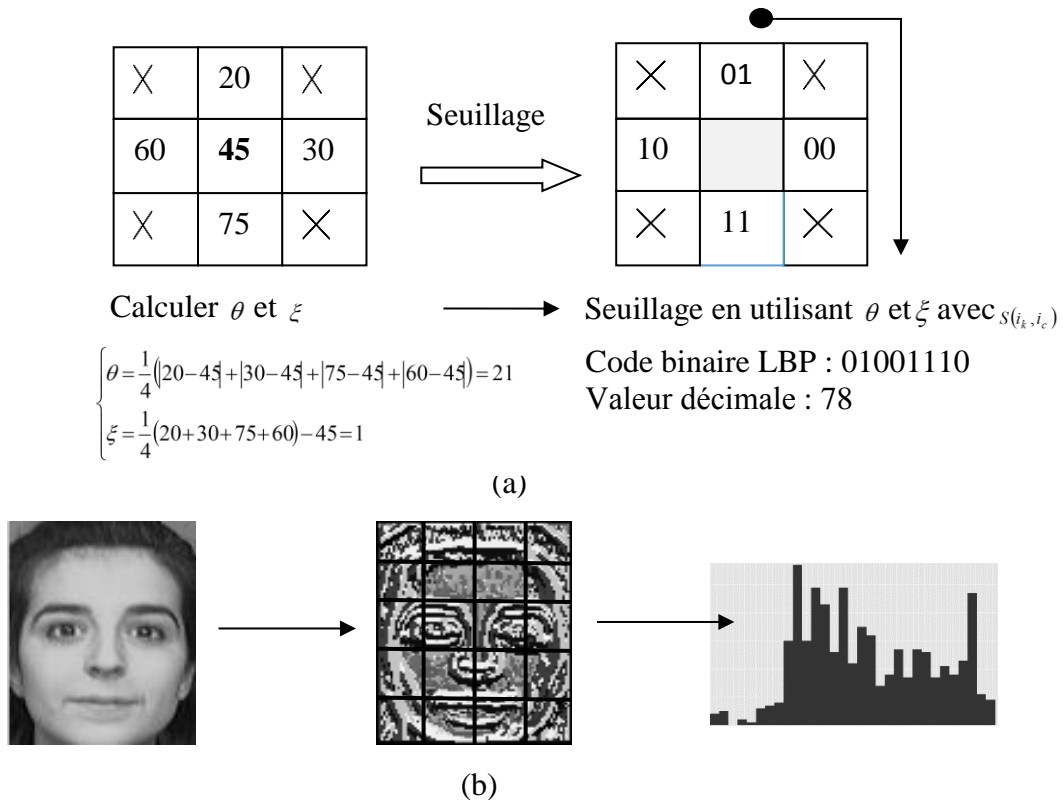


Figure 2.14 : Double codage LBP, (a) Exemple d'opérateur DLBP, (b) Calcul DLBP d'une image et son histogramme.

2.4.2.2 Extraction par descripteur de filtre de Gabor

Les filtres de Gabor fournissent une représentation simultanée dans le domaine spatial et fréquentiel. Les caractéristiques basées sur le filtre de Gabor est directement extraites des images en niveaux de gris. Dans le domaine spatial, un filtre de Gabor bidimensionnel est une fonction noyau gaussienne modulée par une onde plane complexe sinusoïdale, Une fonction Gabor 2D est donné par cette équation 2.5 [89], [87].

$$G(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp(j2\pi fx' + \phi) \quad (2.5)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

Où f est la fréquence de la sinusoïde, θ représente l'orientation, ϕ est le décalage de phase, σ est l'écart type de l'enveloppe gaussienne et γ est le rapport spatial qui spécifie l'ellipticité de la fonction de Gabor.

Dans cette étude, 40 banques de filtres de Gabor dans huit orientations et cinq échelles (voir Figure 2.15) sont utilisées pour extraire les caractéristiques du visage. Chaque filtre de Gabor est convolué avec l'image de visage. Ensuite, l'échantillonnage en ligne et en colonne sont effectués pour chaque image. Seulement les informations de phase sont prises en compte, c'est

la partie qui n'est pas affectée par la variation de l'illumination. L'analyse de l'histogramme est calculée pour chaque image de Gaborette obtenue et concaténée pour construire une signature biométrique.

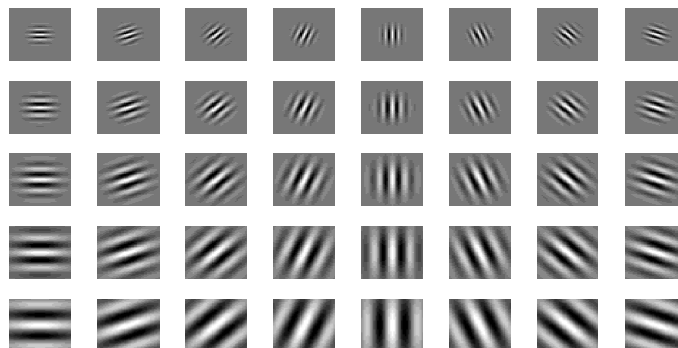


Figure 2.15 : Représentation des ondelettes de Gabor avec huit orientations et cinq échelles.

DLBP est une méthode d'extraction locale qui capture de petits détails d'apparence tandis que les bancs de filtres de Gabor encodent la forme du visage sur une gamme plus large d'échelles et d'orientations. La fusion de deux méthodes donnent des caractéristiques robustes invariantes contre l'illumination et la variation d'expression.

2.4.2.3 Analyse discriminante généralisée (GDA)

Parmi les techniques de réduction de dimension les plus importantes, telles que l'analyse en composantes principales (PCA) et l'analyse discriminante linéaire (LDA), chacune de ces méthodes bien connues à ses propres inconvénients. PCA pour la réduction de dimension, est la projection qui maximise la dispersion totale à travers toutes les images de tous les visages, PCA préserve les variations non désirées dues à l'éclairage et aux expressions faciales [23]. D'autre part, LDA est utilisé pour trouver une matrice de projection W qui est optimisée pour séparer différentes classes, c'est-à-dire, maximise le rapport de la dispersion entre les classes (S_b) et à l'intérieur de la classe (S_w) donnée par équation 2.6.

$$W = \arg \max \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (2.6)$$

W peut être calculé à partir des vecteurs propres de $S_w^{-1} S_b$. Cependant, en raison de la dimensionnalité, en particulier dans le cas d'une reconnaissance de visage avec un faible nombre de données d'apprentissage, S_w est généralement singulier, c'est-à-dire que l'inverse de S_w n'existe pas.

Pour surmonter ces lacunes, on utilise l'analyse discriminante généralisée (GDA) [90], qui est une technique de réduction de caractéristique non linéaire. Semblable à LDA, son

l'objectif est de trouver une projection pour les caractéristiques dans un espace de dimension inférieure en maximisant le rapport de dispersion entre les classes à la dispersion à l'intérieur des classes.

Supposons que l'espace X est projeté dans l'espace F à travers une fonction de projection non linéaire $\phi: X \rightarrow F, x \rightarrow \phi(x)$. Considérant C comme le nombre de classes et N_z le nombre d'échantillons dans la classe z, (S_w) et (S_b) c'est l'ensemble d'apprentissage peut être calculé comme suit:

$$S_w = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^{N_z} \phi(x_{zk}) \phi^t(x_{zk}) \quad (2.7)$$

$$S_b = \frac{1}{C} \sum_{z=1}^C (\mu_z - \mu)(\mu_z - \mu)^t \quad (2.8)$$

Où μ_z est la moyenne des échantillons appartenant à la classe z. GDA trouve les valeurs propres λ et les vecteurs propres v qui satisfont:

$$\lambda S_w v = S_b v \quad (2.9)$$

Étant donné que les vecteurs propres sont situés dans l'espace de $\phi(x_{11}), \dots, \phi(x_{zk}), \dots, \phi(x_{CN_z})$, il existe α_{zk} de telle sorte que :

$$v = \sum_{z=1}^C \sum_{k=1}^{N_z} \alpha_{zk} \phi(x_{zk}) \quad (2.10)$$

Pour généraliser LDA au cas non linéaire, GDA considère une expression du produit scalaire d'un échantillon I de la classe p et un autre échantillon j de la classe q par la fonction noyau suivante :

$$(k_{ij})_{pq} = \phi^t(x_{pi}) \cdot \phi(x_{qj}) = k(x_{pi}, x_{qj}) = e^{-|x_{pi} - x_{qj}|/r} \quad (2.11)$$

Soit k une matrice $M \times M$ définie sur les membres de la classe par $(k_{ij})_{p=1 \dots C, q=1, \dots, C}$ où k_{pq} est une matrice composée de produits scalaires entre les classes p et q dans l'espace caractéristique F.

$$k_{pq} = (k_{ij})_{i=1, \dots, N_p, j=1, \dots, N_q} \quad (2.12)$$

Nous introduisons également une matrice diagonale de bloc $M \times M$:

$$U = (U_z)_{z=1, \dots, C} \quad (2.13)$$

Où U_z est $N_z \times N_z$ matrice avec tous ses éléments égaux à $\frac{1}{N_z}$.

En remplaçant les Eqs. (2.7), (2.8) et (2.9) dans (2.10) et en prenant le produit interne avec le vecteur des deux côtés, la solution de (2.10) peut être obtenue en résolvant :

$$\lambda KKa = KUKa \quad (2.14)$$

Où a désigne un vecteur colon avec des entrées $\alpha_{zk}, z=1,..C, k=1,..N_z$. La solution est calculée en trouvant les vecteurs propres de la matrice $(KK)^{-1}KUK$. Si la matrice K n'est pas réversible, le vecteur propre est trouvé par la première matrice diagonalisante K [80]. Après avoir trouvé les vecteurs propres les plus significatifs L une matrice de projection est construite comme :

$$W = [a_1 a_2 .. a_l] \quad (2.15)$$

La projection de x dans l'espace GDA de L -dimension est calculée par :

$$y = k_x W \quad (2.16)$$

Où $k_x = [k(x, x_{11}) .. k(x, x_{zk}) .. k(x, x_{CN_c})]$

Dans les systèmes biométriques, la dimension des caractéristiques extraites est généralement élevée, ce qui permet de diminuer les performances du système. Afin de résoudre ce problème, l'analyse discriminante généralisée (Generalized Discriminant Analysis, GDA) est utilisée [90].

Le nombre de caractéristiques réduites avec les méthodes basées sur GDA est $C-1$ où C est le nombre de classes dans notre base de données.

Dans ce système biométrique proposé, GDA est utilisée pour la réduction de dimension des vecteurs de caractéristiques.

2.4.3 Méthode d'extraction de caractéristiques par SSA-LDP

On propose une autre méthode hybride d'extraction de caractéristiques pour la reconnaissance faciale, elle est basée sur des caractéristiques globales extraites par SSA et locales extraites par LDP. L'analyse spectrale singulière (SSA) est principalement utilisée dans l'analyse des séries temporelles [91], elle peut décomposer le signal en une somme de composants. Dans l'extraction de caractéristiques d'image, SSA utilise les pixels d'images comme signal, il calcule les composantes principales, suivi du calcul d'histogramme. D'autre part, le modèle directionnel local (Local Directional Pattern, LDP) va considérer que les valeurs de réponse aux frontières dans toutes les directions différentes au lieu d'entourer les intensités de pixel voisin comme LBP. Cela fournit plus de cohérence dans la présence de bruit, puisque l'amplitude de réponse aux frontières est plus stable que l'intensité de pixel. Le schéma de la méthode proposée est représenté sur la figure 2.16.

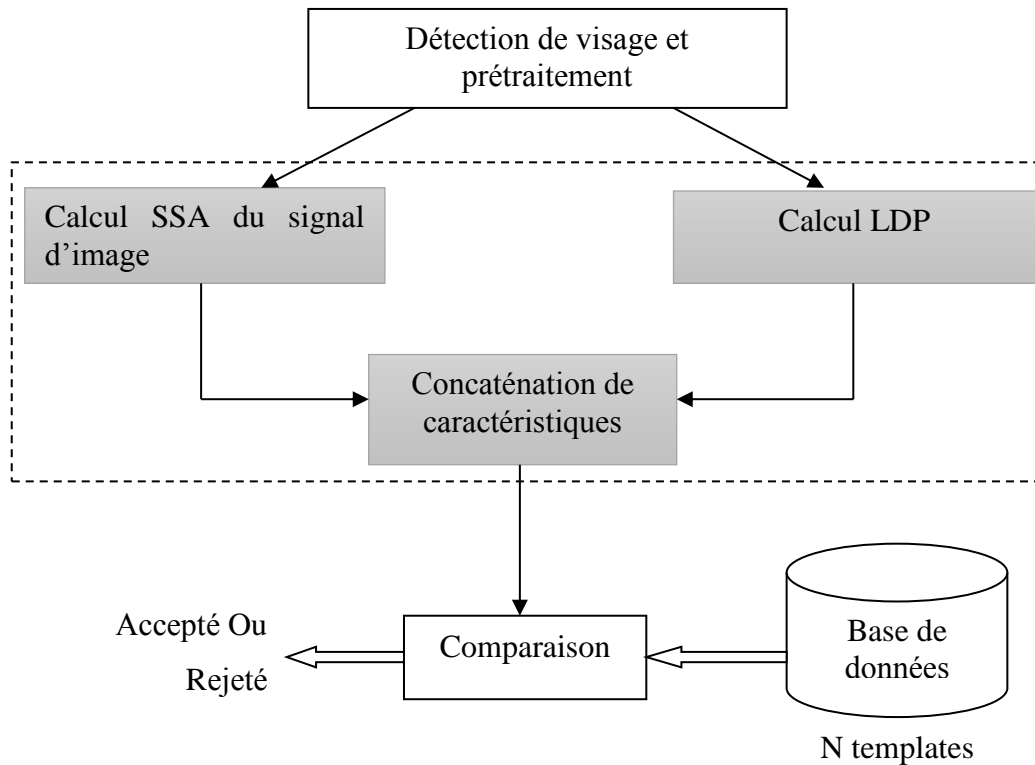


Figure 2.16 : Système d'identification du visage proposé basé sur SSA et LDP.

2.4.3.1 Extraction par descripteur SSA

L'analyse du spectre singulier (singular spectrum analysis, SSA), est une technique puissante non paramétrique utilisée dans le traitement du signal et l'analyse des séries temporelles. C'est aussi une méthode d'estimation spectrale qui est liée aux valeurs propres d'une matrice de covariance qui peut décomposer le signal en une somme de composantes. Chaque composant obtenu a une interprétation spécifique. Par exemple, dans des courtes séries temporelles, SSA décomposent le signal en composantes oscillatoires et en bruit. SSA a permis de résoudre plusieurs problèmes tels que le lissage, la recherche de structure dans des séries temporelles courtes, le débruitage, etc. [91]. Il a été suggéré pour la première fois dans [92] pour l'analyse des séries temporelles. Elle était discutée plus en détail dans [93-95] sous le nom de 2D-SSA. Dans le domaine de traitement d'image ils ont proposé 2D-SSA dans [85]. Supposons que nous avons une image I de taille $h \times w$ représentée sous la forme d'une matrice :

$$I = \left\| I_{i,j} \right\|_{\substack{i=1,\dots,h \\ j=1,\dots,w}} \quad (2.17)$$

Où, les valeurs $I_{i,j}$ codent l'intensité des pixels en niveau de gris, $0 \leq I_{i,j} \leq 255$.

Nous allons étudier 2D-SSA décrit dans [96], pour analyser des images. La première étape de la procédure est la transformation des données (qui est maintenant la matrice donnée par l'équation 2.17 plutôt qu'une série temporelle) dans une autre matrice qui est une matrice de

trajectoire dans la SSA de base. Cette matrice de trajectoire et notée X , elle sera construite de manière à contenir toutes les informations de l'image, de plus elle conservera les informations sur les voisins de tous les pixels.

- **Construction de la matrice de trajectoire**

De même que pour le SSA Basic, nous devons définir la fenêtre qui sera déplacée sur l'image. Contrairement au cas unidimensionnel, notre fenêtre a non seulement la largeur, mais aussi la hauteur. Soit la taille de la fenêtre $u \times v$, avec $1 \leq u \leq h$, $1 \leq v \leq w$

La fenêtre est ensuite placée à toutes les positions possibles dans l'image. Nous nous référerons au point en haut à gauche de la fenêtre comme le point de référence de la fenêtre, la plage de tous les points de référence est (i, j) avec $1 \leq i \leq \tilde{u} = h - u + 1$, $1 \leq j \leq \tilde{v} = w - v + 1$

La fenêtre est déplacée de gauche à droite et de haut en bas. $w_{i,j}$ est la fenêtre, avec le point de référence (i, j) , couvre une région de l'image de taille $u \times v$:

$$w_{i,j} = \left\| I_{i+k-1, j+l-1} \right\|_{\substack{k=1, \dots, u \\ l=1, \dots, v}}$$

Les éléments de toutes les fenêtres w sont ensuite réorganisés en vecteurs colonnes, c'est-à-dire en transposant les lignes une par une et en les écrivant consécutivement: $\vec{w} = (w_1^T, w_2^T, \dots, w_u^T)^T$

où w_i est la i th ligne de la fenêtre w . De cette façon, toutes les fenêtres $w_{i,j}$ sont transformées en vecteurs. $w_{i,j} = (I_{i,j}, I_{i,j+1}, \dots, I_{i,j+v-1}, I_{i+1,j}, \dots, I_{i+u-1,j+v-1})^T \in \mathfrak{R}^{uv}$

Enfin, les vecteurs $\vec{w}_{i,j}$ sont disposés dans la matrice de trajectoire X de la manière suivante:

$$X = (\vec{w}_{1,1}, \vec{w}_{1,2}, \dots, \vec{w}_{1,\tilde{v}}, \vec{w}_{2,1}, \dots, \vec{w}_{2,\tilde{v}}, \dots, \vec{w}_{\tilde{u},\tilde{v}})$$

La taille de la matrice X est $p \times q$ avec $p = uv$, $q = \tilde{u}\tilde{v} = (h - u + 1)(w - v + 1)$. La procédure de formation de la matrice de trajectoire X est illustrée ci-dessous pour une image I de taille $h \times w$ et une fenêtre de taille 3×3 :

$$I = \begin{pmatrix} I_{1,1} & I_{1,2} & I_{1,3} & I_{1,4} & \dots \\ I_{2,1} & I_{2,2} & I_{2,3} & I_{2,4} & \dots \\ I_{3,1} & I_{3,2} & I_{3,3} & I_{3,4} & \dots \\ I_{4,1} & I_{4,2} & I_{4,3} & I_{4,4} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \rightarrow$$

$$I = \begin{pmatrix} I_{1,1} & I_{1,2} & I_{1,3} & I_{1,4} & \dots \\ I_{2,1} & I_{2,2} & I_{2,3} & I_{2,4} & \dots \\ I_{3,1} & I_{3,2} & I_{3,3} & I_{3,4} & \dots \\ I_{4,1} & I_{4,2} & I_{4,3} & I_{4,4} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \rightarrow \dots \rightarrow$$

Ce qui nous donne :

$$X = \begin{pmatrix} I_{1,1} & I_{1,2} & \dots & I_{1,w-2} & \dots & \dots & I_{h-2,w-2} \\ I_{1,2} & I_{1,3} & \dots & I_{1,w-1} & \dots & \dots & I_{h-2,w-1} \\ I_{1,3} & I_{1,4} & \dots & I_{1,w} & \dots & \dots & I_{h-2,w} \\ I_{2,1} & I_{2,2} & \dots & I_{2,w-2} & \dots & \dots & I_{h-1,w-2} \\ I_{2,2} & I_{2,3} & \dots & I_{2,w-1} & \dots & \dots & I_{h-1,w-1} \\ I_{2,3} & I_{2,4} & \dots & I_{2,w} & \dots & \dots & I_{h-1,w} \\ I_{3,1} & I_{3,2} & \dots & I_{3,w-2} & \dots & \dots & I_{h,w-2} \\ I_{3,2} & I_{3,3} & \dots & I_{3,w-1} & \dots & \dots & I_{h,w-1} \\ I_{3,3} & I_{3,4} & \dots & I_{3,w} & \dots & \dots & I_{h,w} \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

- **Description de l'algorithme SSA**

Soit une image I de taille $h \times w$ représentée sous la forme d'une matrice (2.17). Nous construirons la matrice de trajectoire X comme décrit ci-dessus par l'équation 2.18. Les opérations SSA de base seront alors effectuées avec la matrice X comme matrice de trajectoire. Nous supposons que les paramètres (u et v) de la fenêtre sont choisis pour que $p \leq q$, et donc que la taille $p \times p$ de la matrice XX^T soit inférieure ou égale à la taille $q \times q$ de la matrice $X^T X$.

Algorithme Basic de SSA pour une image donnée est comme suit :

1. Calcul de la matrice de trajectoire X : définir la taille de la fenêtre $u \times v$ (avec $1 \leq u \leq h$, $1 \leq v \leq w$) et la largeur $L = u \times v$ de la fenêtre pour la matrice de trajectoire X .
2. Construire une matrice pour décomposition en valeurs singulier SVD: calculer la matrice XX^T .
3. SVD de la matrice XX^T : effectuer la SVD de XX^T , c'est-à-dire, représenter XX^T sous la forme de $XX^T = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i P_i^T$, ou $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ sont les valeurs propres de XX^T et P_i sont les vecteurs propres correspondants aux valeurs propres λ_i ($i = 1, \dots, p$).
4. Sélection des vecteurs propres: sélectionnez un groupe de l ($1 \leq l \leq p$) vecteurs propres $P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{il}$, pour construire les composantes principales.

5. Reconstruction de l'image: calculer la matrice $\tilde{X} = \sum_{k=1}^l P_{ik} P_{ik}^T X$ comme approximation de X .

Après la décompositions en composantes principales du signal image, la signature du visage est l'histogramme de leur composante principale trouvé [85].

2.4.3.2 Extraction par descripteur LDP

Le modèle directionnel local (Local Directional Pattern, LDP) proposé est un codage binaire de huit bits affecté à chaque pixel d'une image d'entrée. Ce modèle est calculé en comparant la valeur de réponse de bord relative d'un pixel dans différentes directions. Pour cela,

nous calculons huit valeurs de réponse de bord directionnel d'un pixel particulier en utilisant des masques de Kirsch dans huit orientations différentes (M0 ~ M7) centrées sur sa propre position. Ces masques sont montrés sur la figure 2.17.

$$\begin{array}{cccc}
 \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\
 \text{M0} & \text{M1} & \text{M2} & \text{M3} \\
 \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix} \\
 \text{M4} & \text{M5} & \text{M6} & \text{M7}
 \end{array}$$

Figure 2.17 : Masques de kirsch dans huit directions.

En appliquant huit masques, nous obtenons huit valeurs de réponse de bord m_0, m_1, \dots, m_7 , chacune représente la signification du bord dans sa direction respectivement. Les valeurs de réponse ne sont pas également importantes dans toutes les directions. La présence d'un coin ou d'un bord montre des valeurs de réponse élevées dans des directions particulières. Nous sommes intéressés à connaître les directions les plus importantes afin de générer le LDP. Par conséquent, nous trouvons les valeurs k supérieures à $|m_j|$ et les mettre à 1. L'autre $(8-k)$ bit du 8 bits pattern LDP est mis à 0.

Nous divisons les images de visage en petites régions, ensuite on extrait les histogrammes LDP de chaque région. Ces histogrammes LDP sont concaténés pour obtenir un histogramme LDP combiné spatialement qui joue le rôle d'une caractéristique de visage local pour l'image de visage donnée [97]. La figure 2.18 montre un exemple de calcul de la signature de l'image par le descripteur LDP.

2.4.4 Techniques de Classification utilisées

Une fois l'ensemble des caractéristiques d'une image de visage défini, on peut l'utiliser pour représenter cette image. L'identification se fait, par une méthode de classification qui va comparer cet ensemble de caractéristiques avec des enregistrements de références existants dans la base de données de visage et ainsi trouver la classe à laquelle appartient cette image. Plusieurs méthodes de classification ont été employées pour la reconnaissance, en particulier les modèles de Markov cachés (HMM) et les réseaux de neurones artificiels, machines à vecteurs de support (SVM) [98,99], etc. Dans ce travail nous avons utilisé deux classifieurs KNN et SVM.

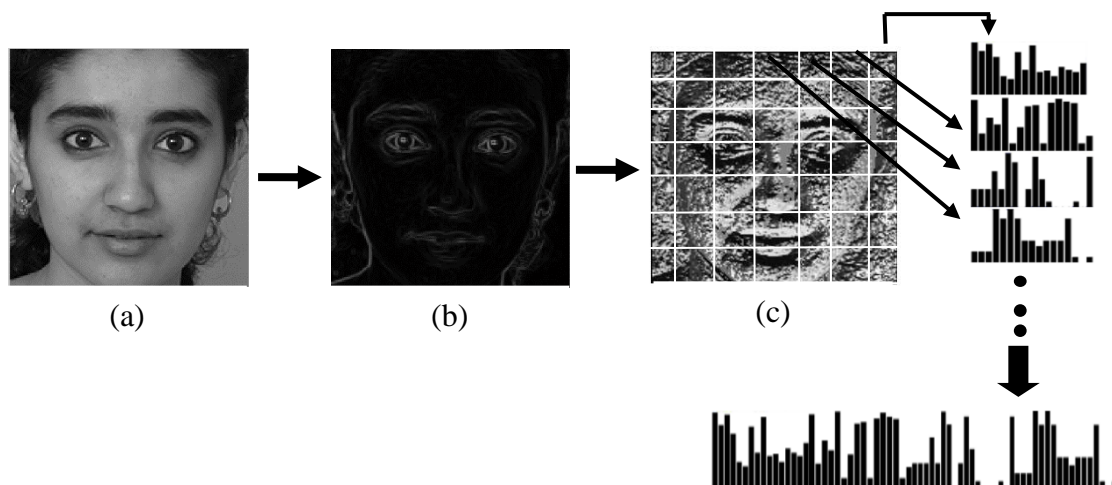


Figure 2.18 : Calcul LDP d'une image, (a) image originale, (b) détection des contours par l'opérateur de Kirsch, (c) LDP d'une image et son histogramme.

2.4.4.1 K plus proches voisins (k-nearest neighbor, KNN)

Le classifieur de type « k » plus proches voisins parmi les techniques d'apprentissages supervisés non-paramétriques les plus utilisées. Son principe est que chaque image de test est examinée en fonction de la distance de ses caractéristiques à partir de caractéristiques d'autres images dans la base de données. Le voisin le plus proche est l'image qui a la distance minimale de l'image de test dans l'espace de caractéristiques. La distance entre deux vecteurs peut être mesurée par les distances telles que, la distance city block d_1 , distance euclidienne d_2 , ou distance cosinus d_{\cos} , Chi-Square distance d_{ch} définie comme suit:

$$d_1(x, y) = \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \quad (2.19)$$

$$d_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^2} \quad (2.20)$$

$$d_{\cos}(x, y) = 1 - \frac{\bar{x} \cdot \bar{y}}{|x| \cdot |y|} \quad (2.21)$$

$$d_{ch} = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{(x_i + y_i)} \quad (2.22)$$

2.4.4.2 Machines à vecteurs de support (support vector machine, SVM)

Les fondations théoriques des SVM ont été explorées par Vapnik et ses collègues dans les années 70 [99]. Les séparateurs à vastes marges reposent sur deux idées : la notion de marge maximale et la notion de fonction noyau. Un SVM est un classifieur binaire qui sépare de manière optimale les deux classes de données. Dans un premier temps, SVM déterminera

l'hyperplan optimal qui séparera les deux classes, et à l'étape suivante, transformera le problème de classification non-linéairement en un problème de classification linéairement.

Dans ce travail nous allons utiliser LIBSVM pour la classification multi-classe de notre données, LIBSVM est une bibliothèque développée depuis l'an 2000. L'adresse Web de cet outil est <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>. LIBSVM est actuellement l'un des logiciels SVM les plus utilisés. Leur objectif est de séparer les données avec une marge maximal comme le montre la figure 2.19, les détails de l'outil SVM est dans [100].

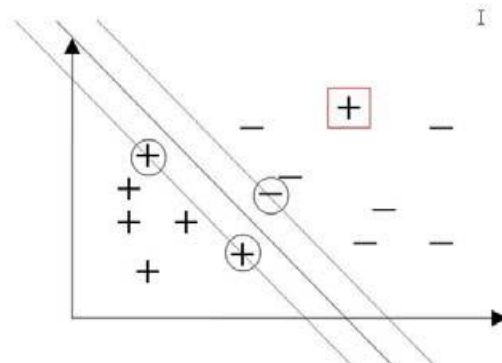


Figure 2.19 : Principe de SVM.

2.5 Résultats expérimentaux

2.5.1 Bases de données utilisées

Afin d'évaluer rigoureusement les performances d'un système de reconnaissance faciale, on a utilisé deux bases de données publiques présente comme suit.

- **Base de données ORL**

La base de donnée ORL a été collectée entre avril 1992 et avril 1994 par un laboratoire de AT&T de l'université de Cambridge en Angleterre, la base de donnée ORL (Olivetti Research Laboratory) contient 40 personnes, chacune étant enregistrée sous 10 vues différentes. Les images ont été collectées sous certain nombre de contraintes imposer par cette base, comme par exemple : le changement de coiffure, la barbe, les lunettes, les changements dans les expressions faciales, les conditions d'acquisition telles que : le changement d'illumination et le changement d'échelle dû à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu. Ces images sont de taille 112×92 pixels et sont codées sur 8 bits. La figure 2.20 (a) présente quelques images des visages de la base ORL [101].

- **Base de données FERET**

Le programme **FERET** (pour “**F**ace **R**ecognition **T**echnology”) [102], s’est déroulé de 1993 à 1997. Sponsorisé par le “Department of Defense’s Counterdrug Technology Development Program” et la “Defense Advanced Research Products Agency” (**DARPA**). Cette base de données a été assemblée pour faciliter les tests et l’évaluation d’algorithmes de reconnaissance faciale gouvernementaux américains. Le corpus d’images FERET rassemble un total de 14051 images en niveaux de gris (codées sur 8 bits) de visages humains combinant des vues frontales et des profils gauches et droits qui a été obtenu en photographiant 994 personnes. Les partitions de FERET utilisées dans ce travail sont : b_a , b_j et b_k . Ou b_a est une image frontale, b_j est une image frontale alternative à b_a , b_k est aussi une image frontale correspondant à b_a , mais prise sous un éclairage différent [103]. La figure 2.20 (b) montre un exemple d’images des visages FERET pour une personne.

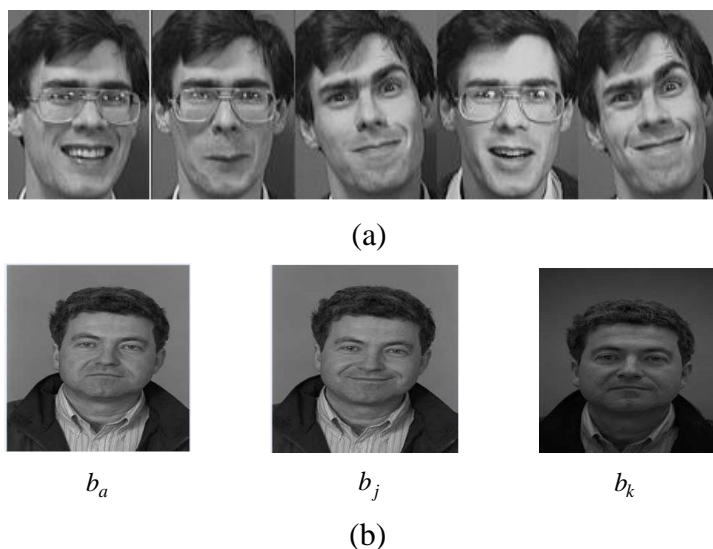


Figure 2.20 : Exemples d’images des visages de la base de données, (a) ORL, (b) FERET.

2.5.2 Évaluation par l’utilisation de descripteurs DLBP et Gabor

2.5.2.1 Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données ORL

Le processus d’identification du visage devrait être faite en sélectionnant différents échantillons d’apprentissage et de test dans la base de données ORL, en utilisant deux classifieurs KNN et SVM. Les chercheurs utilisent une approche pour l’évaluation comme dans [6]. On a utilisé une image, trois images et cinq images sélectionnées en tant qu’échantillons d’apprentissage, et les autres sont des échantillons de test. Le taux de reconnaissance obtenu en utilisant les filtres de Gabor et DLBP séparément est indiqué dans le tableau 2.1.

En analysant les résultats obtenus, nous pouvons remarquer que les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant cinq images d'apprentissage et que le classifieur KNN donne de meilleurs résultats par rapport au classifieur SVM. Avec l'utilisation du classifieur KNN, le meilleur taux de reconnaissance obtenu est de 95,50% et 94.00% de système de reconnaissance basé sur les filtres de Gabor et DLBP respectivement. Avec le classifieur SVM, le meilleur taux de reconnaissance est de 93,33% et 91% pour le système de reconnaissance basé sur les filtres de Gabor et DLBP respectivement.

La figure 2.21 et la figure 2.22 montrent les courbes CMC des systèmes de reconnaissance basé sur les filtres de Gabor et DLBP lors de l'utilisation de cinq images d'apprentissage et le classifieur KNN respectivement. D'après les figures, nous pouvons observer que le taux de reconnaissance atteint 100% au rang 7 et au rang 9 pour le système de reconnaissance de visage basé sur les filtres de Gabor et DLBP respectivement.

Tableau 2.1 Taux de reconnaissance du système sur la base de données ORL

	KNN			SVM		
	1 image	3 images	5 images	1 image	3 images	5 images
Banques de filtres de Gabor	78.61%	90.71%	95.50%	78.00%	88.75%	93.33%
DLBP	73.33%	89.28%	94.00%	72.50%	89.00%	91.50%

Le système de reconnaissance faciale proposé basé sur les filtres de Gabor-DLBP avec une réduction de caractéristiques par la méthode GDA, donne un meilleur taux de reconnaissance de 98,5% en utilisant le classifieur KNN par rapport au classifieur SVM avec un taux de reconnaissance 97%. La figure 2.23 présente la Courbe CMC pour la méthode proposée sur la base de données ORL en utilisant le classifieur KNN.

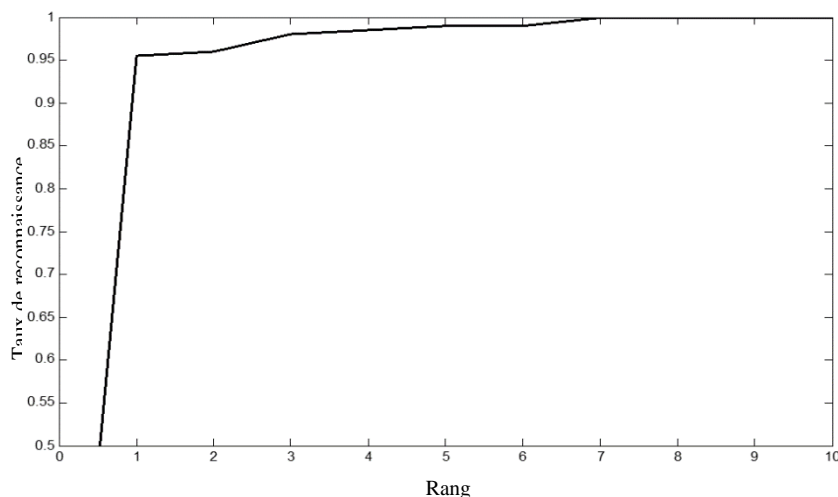


Figure 2.21 : Courbe CMC en utilisant les banques de filtre de Gabor sur la base de données ORL.

Le taux de reconnaissance de système proposé atteint jusqu'à 100% au rang 2 avec l'utilisation de classifieur KNN. Le système biométrique facial proposé atteint des meilleures performances par rapport au système utilisant uniquement les caractéristiques de filtre de Gabor ou les caractéristiques de DLBP séparément.

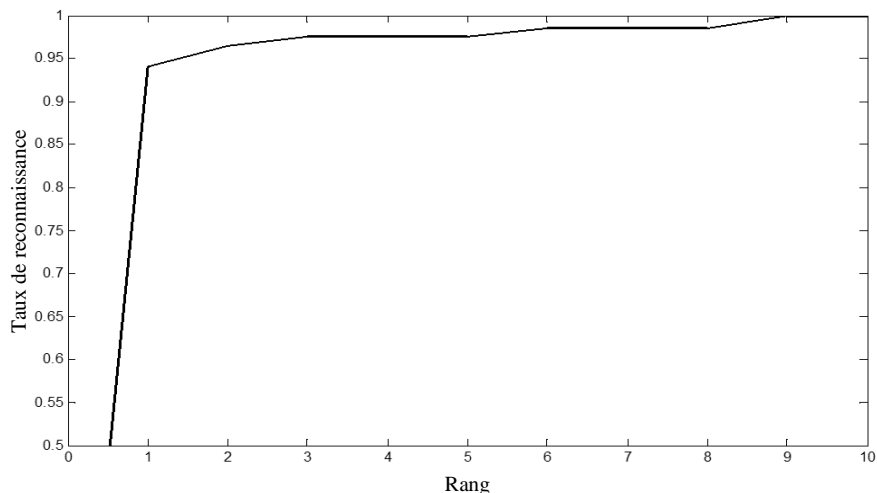


Figure 2.22 : Courbe CMC en utilisant DLBP sur la base de données ORL.

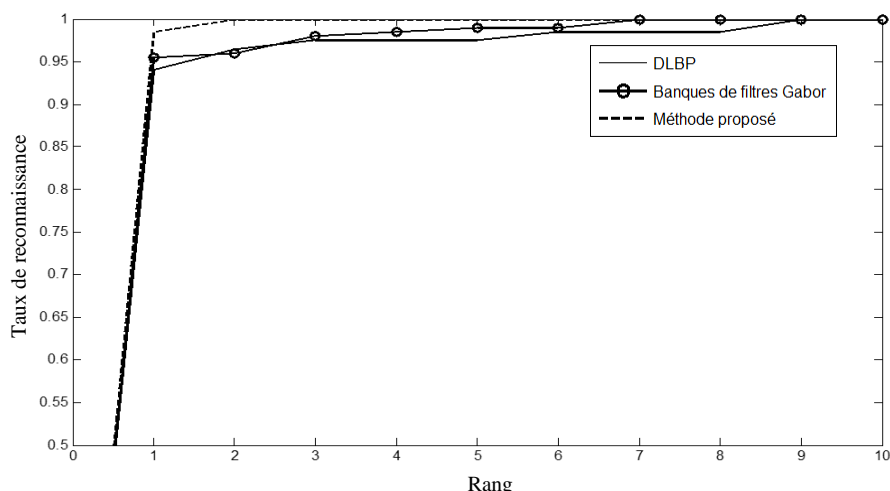


Figure 2.23 : Courbe CMC pour la méthode proposée en utilisant Gabor-DLBP sur la base de données ORL.

2.5.2.2 Évaluation du système biométrique dans la base de données FERET

Dans le processus d'évaluation sur la base de données FERET, trois images frontales sont utilisées pour chaque personne et deux classifieurs KNN et SVM. Une et deux images sont sélectionnées en tant échantillons d'apprentissages et les autres sont des échantillons de test. Les taux de reconnaissance obtenus sont indiqués dans le tableau 2.2.

En analysant les résultats obtenus, nous pouvons remarquer que les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant deux images d'apprentissage et avec l'utilisation du classifieur KNN.

Le taux de reconnaissance obtenu du système de reconnaissance par le visage en utilisant deux images d'apprentissages sont 89,00% et de 93,00% avec les filtres de Gabor et DLBP respectivement par le classifieur KNN. Le taux de reconnaissance obtenu en utilisant deux images d'apprentissages sont 87,00% et de 91,00% avec les filtres de Gabor et DLBP respectivement par le classifieur SVM.

La figure 2.24 et la figure 2.25 montrent la courbe CMC des systèmes basés sur les filtres de Gabor et DLBP respectivement avec deux images d'apprentissage et le classifieur KNN. Les figures montrent que le taux de reconnaissance atteint 100% au rang 13 et au rang 7 de systèmes biométriques basés sur les filtres de Gabor et DLBP respectivement.

L'évaluation du système de reconnaissance de visage basé sur Gabor-DLBP donne un taux de reconnaissance de 98% et atteint un taux de reconnaissance de 100% au rang 3, par l'utilisation du classifieur KNN (voir la figure 2.26). Les résultats d'évaluation du système biométrique faciale proposé sont meilleures par rapport au système biométrique basée uniquement sur l'une des deux méthodes. La figure 2.26 présente la courbe CMC du système proposé basée sur les filtres de Gabor-DLBP avec une réduction par GDA.

Tableau 2.2 Taux de reconnaissance du système sur la base de données FERET.

	KNN		SVM	
	1 image	2 images	1 image	2 images
Banque de filtres de Gabor	82.50%	89.00%	82,00%	87%
DLBP	79.50%	93.00%	78.25%	91%

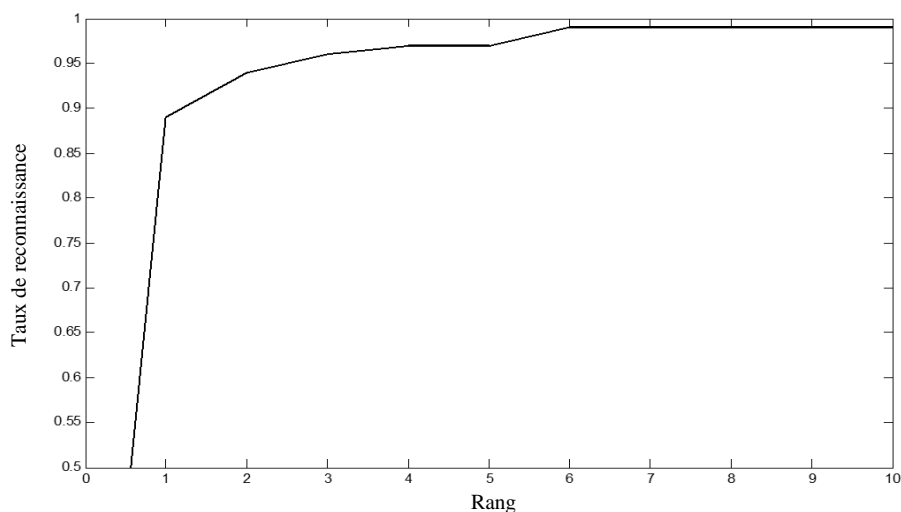


Figure 2.24 : Courbe CMC en utilisant les banques de filtre de Gabor sur la base de données FERET.

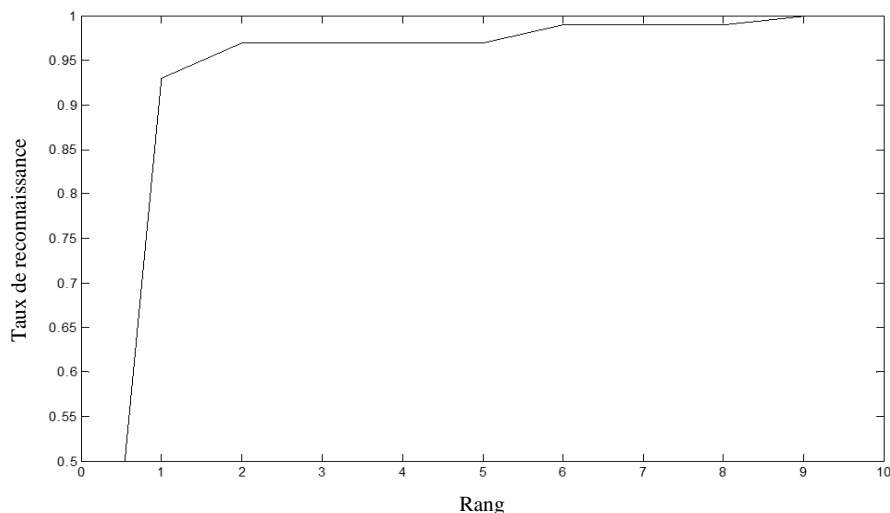


Figure 2.25 : Courbe CMC en utilisant DLBP sur la base de données FERET.

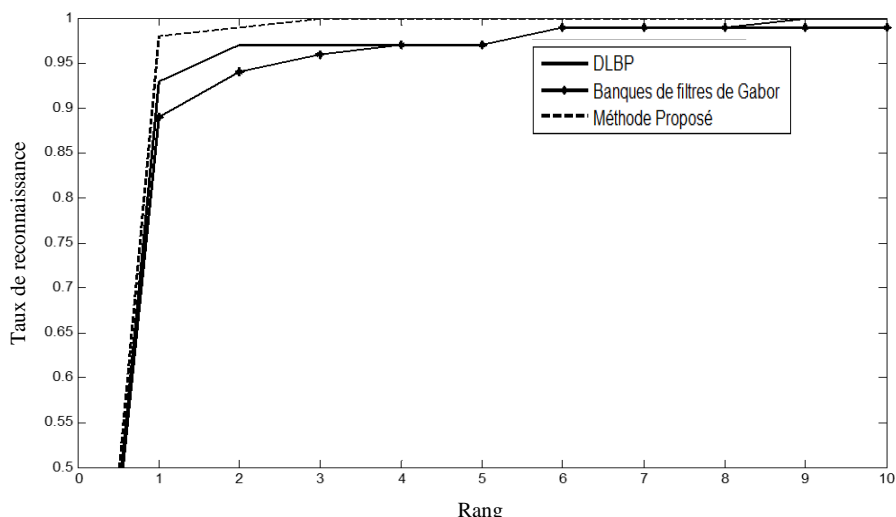


Figure 2.26 : Courbe CMC pour le système proposé en utilisant Gabor-DLBP sur la base de données FERET.

2.5.3 Évaluation par l'utilisation de descripteurs SSA-LDP

2.5.3.1 Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données ORL

Pour l'évaluation, nous avons utilisé la totalité de la base de données ORL, où nous avons pris 200 images dans la phase d'apprentissage (40 personnes avec cinq acquisitions par personne) et 200 images dans la phase de test (40 personnes avec cinq acquisitions par personne). Pour chaque test, le système calcul des scores de similarité entre cette image avec toutes les images d'apprentissage dans la base de données.

Dans la première étape, nous commençons par étudier et évaluer le système de reconnaissance biométrique basé sur le visage par l'utilisation de descripteurs SSA comme une méthode globale.

L'algorithme SSA décompose le signal en composantes principales, dans ce travail, nous avons utilisé différentes composantes principales (P1, P2, P3, P1+P2, P1+P2+P3), et la largeur de la fenêtre L égale à huit ou L égale à quatre). Nous avons utilisé aussi deux classifieurs SVM et KNN pour la classification. Le tableau 2.3 représente les résultats d'évaluation de reconnaissance du système d'identification par SSA.

D'après le tableau, les meilleurs résultats sont obtenus par l'utilisation de la première composante du SSA dans le cas de la largeur égale à huit et de largeur L égale à quatre et avec l'utilisation de classifieur KNN ou SVM. On peut dire que la première composante principale P1 du signal SSA contient l'information importante par rapport aux autres composantes P2, P3, P2+P3, P1+P2+P3. Les meilleurs taux de reconnaissance obtenus sont 96.25% et 92.00% par l'utilisation du classifieur SVM et KNN respectivement pour une largeur L= 8 et la première composante principale P1. Donc le classifieur SVM donne des bons résultats par rapport au classifieur KNN.

Tableau 2.3 Taux de reconnaissance du système d'identification en utilisant SSA sur la base

		SVM				
		P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8		96.25%	85.00%	80.66%	91.33%	92.00%
L= 4		95.50%	75.50%	71.00%	90.5%	91.00%
		KNN				
		P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8		92.00%	80.00%	72.00%	87.50%	88.00%
L= 4		90.00%	73.25%	69.00%	85.25%	85.75%

données ORL.

Dans la deuxième étape, nous avons évalué les performances de système de reconnaissance basé sur le descripteur SSA-LDP, les résultats d'évaluation sont présentés sur le tableau 2.4. Les meilleurs résultats sont obtenus par l'utilisation de la première composante du SSA pour une largeur L= 8 ou L= 4 et avec l'utilisation de classifieur KNN ou SVM.

D'après le tableau 2.4, les meilleurs taux de reconnaissance obtenus sont 99.00% et 96.5% en utilisant le classifieur SVM et KNN respectivement, ceci pour L=8 et par l'utilisation de la première composante principale P1.

La reconnaissance de visage basé sur SSA-LDP donne des bons résultats avec un taux de 99% %, par rapport au système de reconnaissance basé sur le descripteur global à un taux de 96.25%.

Tableau 2.4 Taux de reconnaissance du système d'identification proposée basée sur SSA-LDP sur la base données ORL.

	SVM				
	P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8	99.00%	94.50%	90.25%	97.75%	98.00%
L=4	98.25%	83.50%	79.75%	93.66%	91.25%
	KNN				
	P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8	96.50%	96.00%	89.00%	96.5%	95.5%
L=4	96.00%	91.50%	86.5%	91.75%	91.00%

2.5.3.2 Évaluation du système biométrique proposé sur la base de données FERET

Dans cette étude, 200 individus sont utilisés pour l'évaluation, chaque individu a trois images de visage frontale ba, bj et bk. Deux images sont choisies comme images d'apprentissage et une image pour faire les tests. L'évaluation de système biométrique est effectué comme dans la section précédente et les résultats sont présentés sur le tableau 2.5.

D'après le tableaux 2.5, les meilleurs résultats sont obtenus par l'utilisation de la première composante principale P1 et la largeur L= 8, avec un taux d'identification de 86.33% et 82.33% par le classifieur SVM et KNN respectivement.

Tableau 2.5 Taux de reconnaissance du système d'identification basée sur SSA sur la base données FERET.

	SVM				
	P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8	86.33%	84.00%	69.5%	85.00%	85.75%
L=4	81.5%	80.25%	67.00%	82.00%	83.5%
	KNN				
	P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8	82.33%	76.75%	70.00%	79.25%	81.25%
L=4	82.00%	70.5%	68.25%	74.25%	79.50%

Les résultats d'évaluation du système de reconnaissance de visage par le descripteur hybride SSA-LDP sur la base de données FERET sont présentés sur le tableau 2.6.

D'après le tableau, les meilleurs taux de reconnaissance du système biométrique basés sur le descripteur SSA-LDP sont 93.50% et 92.00% pour le classifieur SVM et KNN respectivement, en utilisant la largeur $L=8$ et la première composante principale P1

Le système de reconnaissance basée sur SSA-LDP donne des bons résultats avec un taux de 93.50%, par rapport au système de reconnaissance basé sur le descripteur global SSA à un taux de 86.33%.

Tableau 2.6 Taux de reconnaissance du système d'identification proposée basée sur SSA-LDP sur la base données FERET.

SVM					
	P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8	93.5%	86.00%	78.00%	93.5%	90.5%
L=4	89.00%	71.33%	70.00%	84.50%	77.00%
KNN					
	P1	P2	P3	P1+ P2	P1+ P2+P3
L= 8	92.00%	84.5%	78.33%	92.00%	90.00%
L=4	89.5%	78.00%	66.75%	85.25%	75.66%

2.6 Conclusion

Les études présentées dans ce chapitre confirment que les méthodes d'extraction des caractéristiques jouent un rôle très important pour la robustesse des systèmes biométriques. Les méthodes d'extraction de caractéristiques hybrides proposés dans ce chapitre sont basées sur les caractéristiques locales et globales, sur les filtres de Gabor-DLBP et sur SSA-LDP. Ces méthodes sont invariantes par rapport à l'illumination et à la variation d'expression, ce qui permet d'améliorer les performances de la reconnaissance du système d'identification faciale. Les résultats expérimentaux ont montré que les systèmes biométriques proposés atteignent de meilleurs taux de reconnaissance sur les bases de données ORL et FERET, respectivement.

Cependant, l'utilisation des systèmes biométriques unimodaux souffre souvent de plusieurs problèmes comme la non-universalité de leurs traits biométriques, Variation intraclasse et d'autres problèmes. Pour remédier à ces problèmes, les systèmes de reconnaissance biométrique multimodaux peuvent être utilisés pour arriver aux bonnes performances des systèmes biométriques. Ces systèmes font l'objet du prochain chapitre.

Chapitre

03

**Systemes biométriques
multimodaux (visage et l'iris)**

Chapitre 3 : *Systèmes biométriques multimodaux (visage et l'iris)*

3.1 Introduction

L'identification humaine avec des systèmes biométriques multimodaux est un sujet de recherche passionnant et intéressant ces dernières années. Il a démontré son succès pour améliorer les performances des systèmes biométriques unimodaux qui souffrent souvent de certains problèmes tels que la variation intra-classe, la non-universalité, les données bruitées, les taux d'erreur inacceptables, etc. La biométrie multimodale s'impose de manière indéniable comme une alternative d'avenir dans le domaine de la sécurité des personnes et leurs biens. Un système biométrique multimodal est la combinaison de deux ou plusieurs systèmes biométriques unimodaux, en utilisant différentes méthodes de fusion qui peuvent être effectuées à différents niveaux de fusion. Ce chapitre présente l'architecture des systèmes biométriques multimodaux, leurs niveaux de fusion, les techniques de fusion et de normalisation de score. Comme il présente aussi, un état de l'art approfondi des systèmes biométriques multimodaux basés sur le visage et l'iris.

3.2 Pour quoi la multibiométrie ?

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. Il est donc nécessaire de jouer sur le niveau de sécurité pour trouver un compromis entre les contraintes imposées aux utilisateurs. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants [104] :

- **Bruit dans les données détectées** : le taux de reconnaissance d'un système biométrique est très sensible à la qualité de l'échantillon biométrique et à la présence de bruit dans les informations acquises. La qualité d'image peut être affectée par un défaut de capteur, l'accumulation de poussière sur le capteur (dans le capteur d'empreintes digitales) un mauvais focus de l'appareil photo (dans la reconnaissance faciale).
- **Non-universalité** : si chaque individu dans une population est capable de fournir une modalité biométrique pour un système donné, cette modalité est dite universelle. Ce principe est l'une des exigences fondamentales pour un système biométrique fiable. Cependant, toutes les modalités biométriques ne sont pas vraiment universelles.
- **Manque d'individualité** : les caractéristiques extraites du trait biométrique de différents individus peuvent être relativement identiques. Par exemple, un certain individu peut avoir une apparence faciale similaire en raison de facteurs génétiques. Cet inconvénient augmente le taux de fausses acceptations (FAR).
- **Variation intraclasse** : les informations biométriques acquises au cours du processus d'apprentissage ne seront pas identiques au modèle généré pour le même utilisateur pendant le processus de test. Ces variations peuvent être dues à une mauvaise interaction de l'utilisateur avec le capteur.
- **Spoofing** : Bien qu'il semble très difficile de voler les modalités biométriques d'une personne, il est toujours possible de contourner un système biométrique utilisant des modalités biométriques usurpées [105].

Des études ont démontré que les systèmes biométriques multimodaux peuvent atteindre une meilleure performance par rapport aux systèmes monomodaux. Une variété de facteurs doit être prise en compte lors de la conception d'un système biométrique multimodal :

- Le choix des modalités biométriques de base ;
- Le niveau de fusion des informations fournies par multiple sources biométriques ;
- La méthodologie adoptée pour intégrer l'information ;
- Le coût correspondant par rapport à la performance compromis.

3.3 Différentes formes de multibiométrie

Selon les sources d'information qui peuvent être considérées dans un système biométrique multimodal, on distingue différentes formes de multimodalité qui sont les suivantes : (Voir la figure 3.1)

- **Systèmes multi-capteurs** : Son principe repose sur l'utilisation d'un même trait biométrique à analyser à l'aide de plusieurs capteurs afin d'extraire diverses informations.

Par exemple utiliser deux scanners différents (l'un optique et l'autre thermique) pour la reconnaissance d'empreintes digitales.

- **Systèmes multi-échantillons** : C'est l'association de plusieurs échantillons différents de la même modalité avec un capteur unique, dans le but de prendre en compte les variations qui peuvent se produire au sein de ce trait, par exemple l'acquisition d'image frontale du visage d'une personne ainsi que l'image gauches et droites afin de tenir compte des changements de pose.
- **Systèmes multi-algorithmes** : dans ces systèmes, les mêmes données biométriques sont traitées à travers plusieurs algorithmes. Cette multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison. Par exemple, on peut associer deux algorithmes pour traiter la même image d'empreinte digitale.
- **Systèmes multi-instances** : Faire une capture répétée du même trait biométrique sur plusieurs intervalles temporels avec le même dispositif d'acquisition, Par exemple l'acquisition de plusieurs empreintes digitales via le même capteur.
- **Systèmes multimodaux** : Lorsque l'on combine plusieurs modalités biométriques différentes, par exemple visage et empreinte digitale. C'est le sens le plus classique du terme multimodal. Ces systèmes nécessitent différents capteurs ainsi que des algorithmes dédiés à chaque modalité biométrique [8].

3.4 L'architecture de système biométrique multimodal

Les systèmes multimodaux combinent plusieurs modalités biométriques. Alors ces systèmes ont besoin donc d'effectuer l'acquisition et le traitement de plusieurs données. Les stratégies ou architectures de fusion décrivent l'ensemble des sources, la manière dont elles sont assemblées et les techniques mathématiques ou statistiques pour le traitement. On peut distinguer deux types d'architectures :

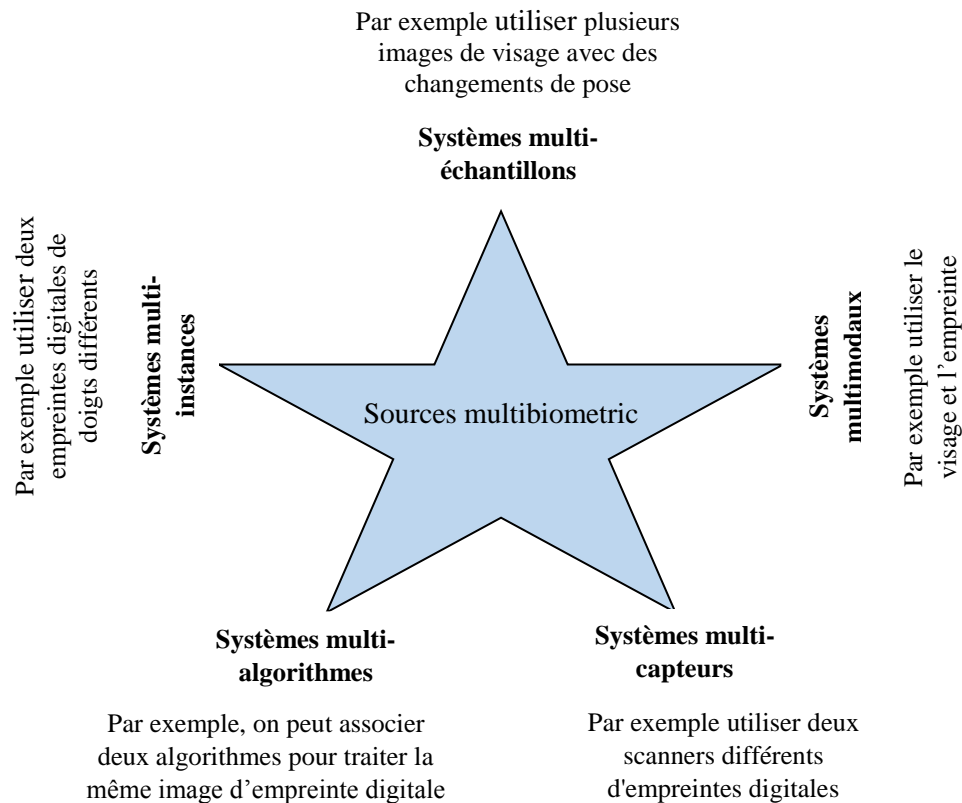


Figure 3.1 : Sources de multiples éléments de preuve d'identité dans les systèmes biométriques multimodaux.

- **L'architecture en série :** L'acquisition et le traitement des données biométriques peuvent se faire séquentiellement. Dans certain cas l'architecture en série peut être privilégiée, car l'acquisition des données biométriques s'effectue séquentiellement pour des raisons purement pratiques. Par exemple il est difficile d'acquérir en même temps une signature et une image d'iris dans de bonnes conditions.
- **L'architecture en parallèle :** Dans ce type d'architecture, L'acquisition et le traitement des données biométriques peuvent se faire simultanément. Cependant, on peut être confronté à des cas où les acquisitions doivent être faites simultanément lorsque les différentes données utilisent le même capteur par exemple les capteurs d'empreintes multi doigts qui permettent d'acquérir plusieurs doigts simultanément. Cette architecture est la plus utilisée, car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles et donc d'améliorer les performances du système.

La différence entre un système multimodal en série et un autre en parallèle réside dans le fait, que pour l'architecture en série on obtient un score de similarité de chaque acquisition, tandis que l'architecture en parallèle du système procède à l'ensemble des acquisitions, avant de prendre une décision finale, voir la figure 3.2 et la figure 3.3 [106].

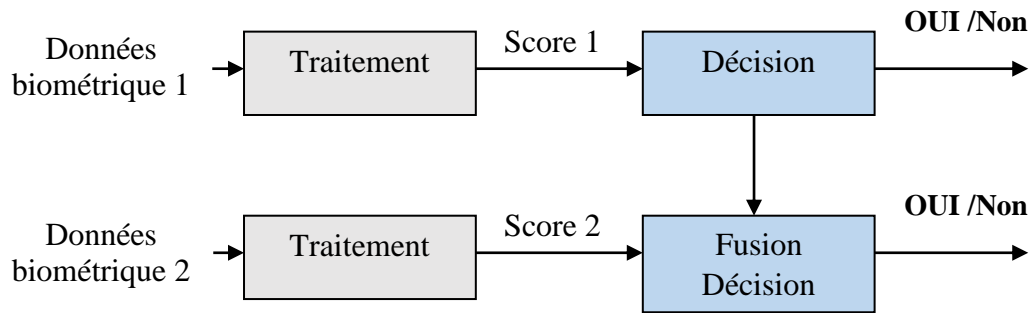


Figure 3.2 : Architecture de fusion en série.

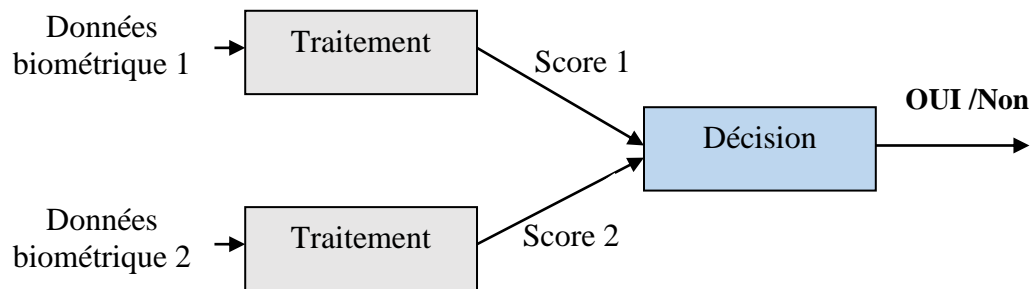


Figure 3.3 : Architecture de fusion en parallèle.

3.5 Différents niveaux de fusion

Un système biométrique multimodal combine des mesures de différents traits biométriques en utilisant l'information disponible. La fusion des informations biométriques peut se faire dans différents niveaux : niveau capteur, niveau caractéristiques, niveau score, niveau décision ou niveau de rang. Nous allons par la suite détailler ces niveaux de fusion qui peuvent être divisés en deux catégories, avant et après la correspondance (matching) [107] (voir la figure 3.4).

3.5.1 La fusion pré-classification

3.5.1.1 Fusion au niveau de capteur (Sensor level fusion)

Les données biométriques provenant des capteurs, tels que le scanner d'empreinte numérique, caméra vidéo, iris scanner, etc, seront combinées par fusion au niveau de capteur pour former une caractéristique biométrique composite [108]. La fusion au niveau de capteur peut se faire uniquement si les diverses captures sont des instances du même trait biométrique obtenu à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux.

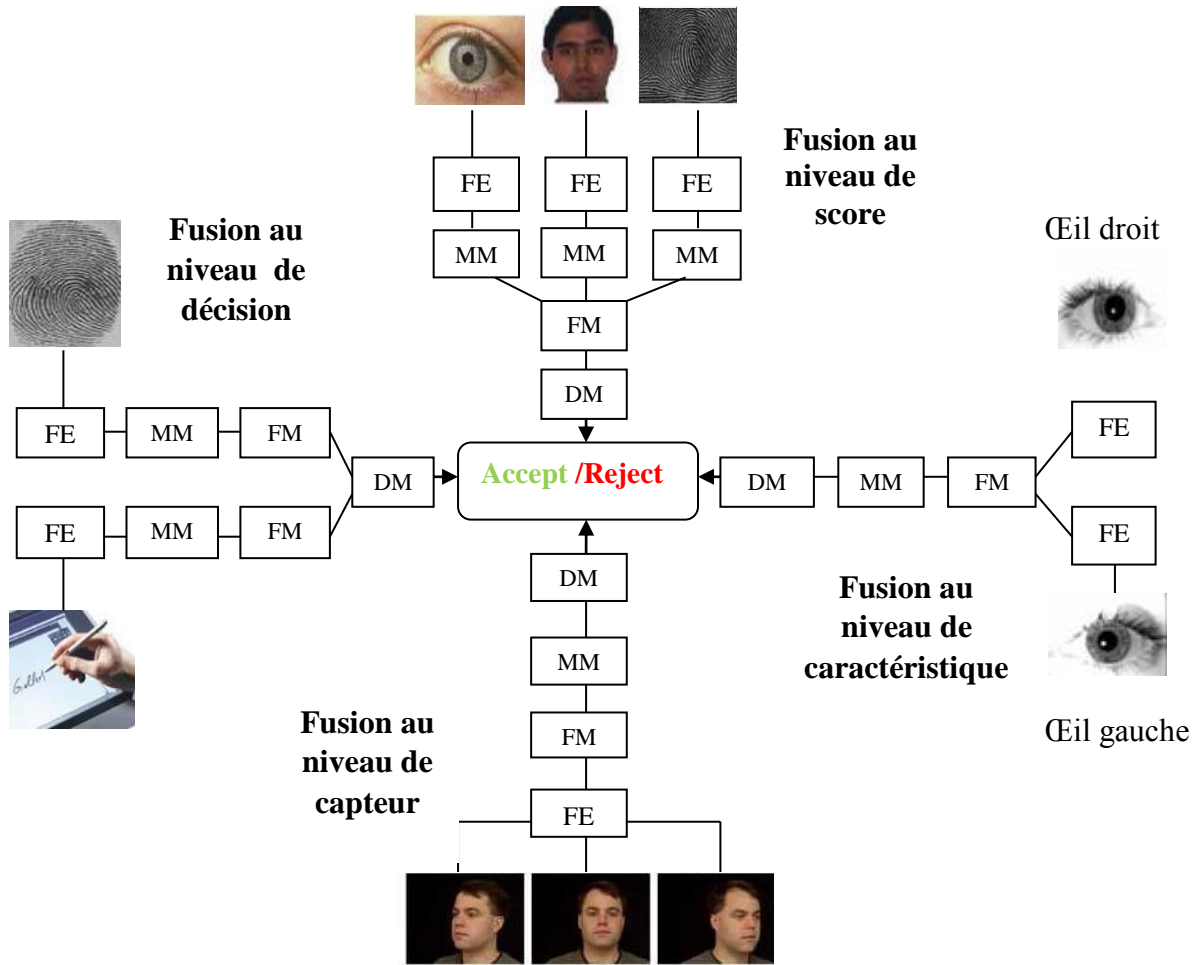


Figure 3.4 Différents niveaux de fusion.

Un exemple de fusion au niveau de capteur consiste à combiner plusieurs images d'empreintes digitales en les mettant en mosaïque afin de former une image d'empreinte digitale finale plus compliquée [109].

3.5.1.2 Fusion au niveau de caractéristiques (Feature level fusion)

C'est la combinaison des informations extraites après divers algorithmes de traitement et d'analyse des mesures pour extraire séparément les vecteurs de caractéristiques et qui sont obtenus à partir d'une des sources suivantes : plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques. Il est indiqué dans [110, 111] que la fusion au niveau de caractéristiques est la plus performante par rapport à la fusion de scores et la fusion au niveau de décision. La raison, est que la fusion au niveau de caractéristiques est plus riche en informations. Cependant, un tel type de fusion n'est pas toujours possible [104, 110]. Quand les vecteurs de caractéristiques sont homogènes (par exemple, plusieurs images d'empreinte digitale du doigt d'un utilisateur), un unique vecteur de caractéristiques résultant peut-être

calculé comme une somme pondérée des vecteurs de caractéristiques individuels. Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont hétérogènes entre eux (par exemple, des vecteurs de caractéristiques de différentes biométries comme l'iris et la géométrie de la main), la concaténation n'est pas possible lorsque les ensembles de caractéristiques sont incompatibles. Par exemple, les minuties d'empreintes digitales et les coefficients de visage issus du DCT. Les méthodes de fusion pré-classification sont assez peu utilisées, car elles posent un certain nombre de contraintes qui ne peuvent être remplies que dans certaines applications très spécifiques.

3.5.2 Fusion post-classification

Il existe plusieurs types d'intégration de l'information après l'étape de la classification (correspondance), qui sont : fusion au niveau de décisions, fusion au niveau du rang et fusion au niveau de scores.

3.5.2.1 Fusion au niveau de décisions (Decision level fusion)

Avec cette approche, chaque sous-système biométrique identifié de façon indépendante [112]. Puis, la décision finale est prise en se basant sur la fusion de décisions des différents sous-systèmes. Cette décision représenté sous forme OUI ou NON que l'on peut représenter par 0 et 1, et le système de fusion de décisions consiste à prendre une décision finale en fonction de cette série binaire de 0 et de 1. Les méthodes les plus utilisées sont les fonctions booléennes. Dans [113], un grand nombre de méthodes de fusion de décision sont présentées comme vote majoritaire (majority voting) [114], l'espace de connaissance du comportement (behavior knowledg espace) [115], le vote pondéré (weighted voting) basé sur la théorie Dempster-Shafer [116], La fusion au niveau des décisions est souvent utilisée en raison de sa simplicité.

3.5.2.2 Fusion au niveau de rang (Rank level fusion)

Quand la sortie de chaque "matcher" de système biométrique est un sous-ensemble de correspondances (appariement) possibles triées dans un ordre décroissant de confiance, la fusion peut se faire au niveau de rang. Ho et al. [117] décrivent trois méthodes pour combiner les rangs assignés par différents matchers qui sont : la méthode du plus haut rang (highest rank method), la méthode de comptage Borda (Borda count) et la méthode de régression logistique (régression logistique).

3.5.2.3 Fusion au niveau de scores de comparaison (Score level fusion)

Après le module de matching ou l'appariement, les scores (de correspondance) donnés en sortie par les matchers contiennent l'information la plus riche, on effectue une fusion des scores. En fait, La fusion au niveau de scores est le type de fusion le plus utilisé, car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes, donne le meilleur compromis entre la richesse d'information et la facilité d'implémentation. Aussi, elle est relativement facile d'accéder et de combiner les scores générés par différents matchers. En conséquence, l'intégration d'information au niveau score est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux. Nous allons maintenant expliquer plus en détail ce niveau de fusion.

3.6 Méthodes de fusion de scores

Dans le contexte de système de reconnaissance biométrique, il existe deux approches pour fusionner les scores issus des différents comparateurs ou matchers individuels : approche par classification et approche par combinaison de scores.

Dans **l'approche par classification**, les scores sont considérés comme des caractéristiques d'entrées pour un deuxième problème de classification, ce vecteur est ensuite attribué à une des deux classes : « accepté » si authentique/autorisé ou « rejeté » si imposteur. En général, le classifieur utilisé pour cette opération est capable d'apprendre la frontière de décision sans tenir compte de la manière dont le vecteur de caractéristiques a été généré [118]. Tandis que **l'approche par combinaison** de scores, fusionne les scores issus de différents classifieurs des systèmes individuels par des méthodes mathématiques de fusion pour trouver un appariement composite qui sera envoyé au module de décision. Il est important de noter que Jain et al. ont montré que les approches par combinaison sont plus performantes que la plupart des méthodes de classification [119], Pour cette raison qu' on va employer l'approche par combinaison de scores dans ce travail de thèse.

Il existe plusieurs règles pour fusionner les scores produits par les classifieurs. Ils sont basés sur un fondement théorique très simple. Leur objectif est de générer un score S à partir de N scores disponibles de N systèmes. Les méthodes les plus utilisées sont : la règle somme ("sum rule"), la règle produit ("product rule"), la règle maximum ("max rule"), la règle minimum ("min rule"), la règle médiane ("median rule") et la règle somme pondérée ("weighted sum rule"):

- La fusion de scores par la règle somme :

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (3.1)$$

- La fusion de scores par la règle produit :

$$S = \prod_{i=1}^N S_i \quad (3.2)$$

- La fusion de scores par la règle minimum :

$$S = \text{Min}(S_i) \quad (3.3)$$

- La fusion de scores par la règle maximum :

$$S = \text{Max}(S_i) \quad (3.4)$$

- La fusion de scores par la médiane :

$$S = \text{Med}(S_i) \quad (3.5)$$

- La fusion de scores par la somme pondérée :

$$S = \sum_{i=1}^N w_i S_i \quad (3.6)$$

La somme pondérée permet de donner des poids différents (w_i) pour les sous-systèmes, en fonction de leurs intérêts dans le système multimodal.

Afin de s'assurer que la combinaison de scores provenant de différentes modalités soit cohérente, les scores doivent d'abord être transformés dans un domaine commun: on parle alors de normalisation de score [8].

3.7 Méthodes de normalisation de scores

La normalisation aborde les problèmes des scores incomparables représentant les sorties des différents classifieurs biométriques. Ils ont besoin d'être considérés avant même de combiner les scores de correspondance en un seul et unique score. La normalisation aborde les problèmes suivants :

- Les scores en sortie de chaque classifieurs peuvent ne pas être homogènes. Par exemple, un premier matcher peut retourner en sortie une mesure de distance (dis similarité), tandis qu'un deuxième peut retourner une mesure de proximité (similarité).
- Les sorties des matchers individuels ne sont pas nécessairement inclus dans le même intervalle.
- Les scores de correspondance en sortie des matchers peuvent suivre des distributions statistiques différentes.

Nous présentons dans la suite, les méthodes de normalisation de score les plus connues : la méthode Min-Max, la méthode Z-score, la méthode Tanh, la méthode de la médiane, l'écart absolu médian (MAD) et la méthode quadratique-linéaire-quadratique (QLQ).

3.7.1 Normalisation par Min-Max

La technique de normalisation la plus simple est la normalisation Min-Max. Elle est la plus adaptée dans le cas où les bornes (valeurs minimales et maximales) des scores produits par un matcher sont connus. Dans ce cas, on peut facilement translater les scores minimums et maximums respectivement vers 0 et 1. Cependant, même si les scores de correspondance ne sont pas bornés, on peut estimer les valeurs minimales et maximales pour un jeu de scores de correspondance donné et appliquer ensuite la normalisation Min-Max.

Soit s_{ij} le $j^{\text{ème}}$ score de correspondance de sortie de la $i^{\text{ème}}$ modalité, où $i = 1, 2, \dots, R$ et $j = 1, 2, \dots, M$ (R est le nombre de modalités et M le nombre de scores de correspondance disponibles dans l'ensemble de données d'entraînement). Le score normalisé Min-Max pour le score de test s_{ik} est donné par :

$$S'_{ik} = \frac{S_{ik} - \min(\{S_i\})}{\max(\{S_i\}) - \min(\{S_i\})} \quad (3.6)$$

$\{S_i\} = \{S_{i1}, S_{i2}, S_{i3}, \dots, S_{iM}\}$. Quand les valeurs minimales et maximales sont estimées à partir de l'ensemble d'apprentissage de scores donnés, cette méthode n'est pas robuste (c'est à-dire que cette méthode est fortement sensible aux valeurs aberrantes dans les données utilisées pour l'estimation).

3.7.2 Normalisation Z-Score

La technique de normalisation de score la plus employée est certainement la Z-Score qu'utilise la moyenne arithmétique et l'écart-type des données. On peut s'attendre à ce que cette méthode fonctionne bien si on a une connaissance a priori du score moyen et des variations de score d'un matcher. Si on n'a pas de connaissance a priori sur la nature de l'algorithme de reconnaissance, nous devons alors estimer la moyenne et l'écart-type des scores à partir d'un jeu de scores de correspondance donné [8]. Les scores normalisés sont donnés par :

$$S'_{ik} = \frac{S_{ik} - \mu}{\sigma} \quad (3.7)$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ est l'écart-type des données. Cependant, la moyenne et l'écart-type sont tous les deux sensibles aux valeurs aberrantes et donc cette méthode n'est pas robuste.

3.7.3 Médiane et l'écart absolu médian (MAD)

La médiane et l'écart absolu médian est insensible aux valeurs aberrantes et aux points aux extrémités d'une distribution. Ainsi, une méthode de normalisation utilisant la médiane et la MAD serait robuste est donnée par :

$$S'_{ik} = \frac{S_{ik} - \text{median}}{\text{MAD}} \quad (3.8)$$

Où $\text{MAD} = \text{median}(\{|S_i - \text{median}(\{S_i\})\})$

Cependant, les estimateurs issus de la médiane et de la MAD ont une faible efficacité comparée aux estimateurs issus de la moyenne et de l'écart-type, c'est-à-dire que lorsque la distribution de score n'est pas gaussienne, la médiane et la MAD sont de pauvres estimateurs des paramètres de position et d'échelle. Ainsi, cette technique de normalisation ne conserve pas la distribution d'entrée et ne transforme pas les scores dans un intervalle commun [8].

3.7.4 Quadratique-linéaire-quadratique (QLQ)

Snelick et al. [120] utilisent une fonction (QLQ) pour normaliser des scores transformés préalablement dans l'intervalle $[0, 1]$ (s_{MM}) grâce à une normalisation *Min-Max*. Cette normalisation QLQ prend comme paramètres le centre c et la largeur w de la zone de recouvrement des distributions des scores imposteurs et authentiques (Figure 3.5).

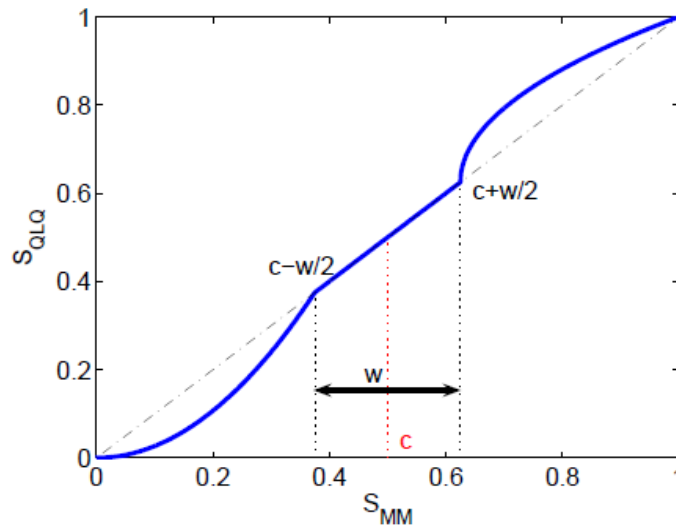


Figure 3.5 : Normalisation QLQ.

La zone de recouvrement reste inchangée tandis que les autres régions sont transformées à l'aide de deux fonctions quadratiques par segment. Le score normalisé est donné par l'équation (3.9) :

$$SQLQ = \begin{cases} \frac{1}{\left(C - \frac{w}{2}\right)}, & si \quad S_{MM} \leq \left(C - \frac{w}{2}\right) \\ S_{MM}, & si \quad \left(C - \frac{w}{2}\right) < S_{MM} \leq \left(C + \frac{w}{2}\right) \\ \left(C + \frac{w}{2}\right) + \sqrt{\left(1 - C - \frac{w}{2}\right)\left(S_{MM} - C - \frac{w}{2}\right)}, & Sinon. \end{cases} \quad (3.9)$$

3.7.5 Normalisation par l'estimateur Tanh (TH)

Les estimateurs Tanh (pour tangente hyperbolique) introduits par Hampel et al. sont très efficaces [121]. La normalisation est donnée par :

$$S'_{ik} = \frac{1}{2} \left\{ \tanh \left(0.01 \left(\frac{S_{ik} - \mu_{GH}}{\sigma_{GH}} \right) \right) + 1 \right\} \quad (3.10)$$

Où u_{GH} et σ_{GH} sont respectivement les estimateurs de la moyenne et de l'écart-type de la distribution des scores authentiques, tels qu'ils sont donnés par les estimateurs de Hampel. Les estimateurs de Hampel sont basés sur la fonction d'influence (ψ) suivante :

$$\psi(u) = \begin{cases} u & 0 \leq |u| < a \\ a * \text{sign}(u) & a \leq |u| < b \\ a * \text{sign}(u) * \left(\frac{c - |u|}{c - b} \right) & b \leq |u| < c \\ 0 & |u| \geq c \end{cases} \quad (3.11)$$

$$\text{sign}\{u\} = \begin{cases} +1 & Si \quad u \geq 0 \\ -1 & Sinon \end{cases} \quad (3.12)$$

La figure 3.6 illustre la fonction d'influence de Hampel. Cette dernière réduit l'influence des points aux extrémités d'une distribution (identifiés par a, b et c) pendant l'estimation des paramètres de position et d'échelle. Ainsi, cette méthode n'est pas sensible aux valeurs aberrantes. Si plusieurs points constituent une extrémité d'une distribution ne sont plus pris en compte, l'estimateur est robuste mais non efficace (optimal).

Par conséquent, les paramètres a, b et c doivent être soigneusement choisis selon la quantité de robustesse exigée, ce qui dépend alternativement de l'évaluation de la quantité de bruit dans l'ensemble des données d'entraînement disponible.

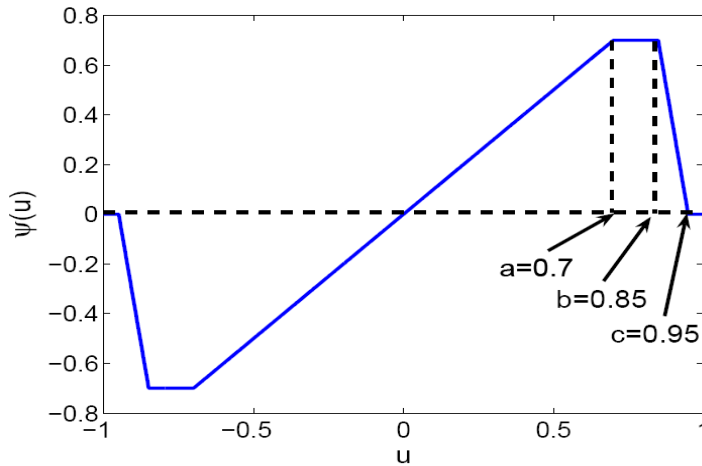


Figure 3.6 : Fonction d'influence de Hampel ($a = 0.7$, $b = 0.85$ et $c = 0.95$).

On remarque que les scores authentiques doivent être d'abord transformés dans l'intervalle $[-1, 1]$, ce qui peut être fait grâce à une transformation de scores qui est très proche de la normalisation Min-Max:

$$S'_{ik} = \frac{2 * S_{ik} - (\max(\{S_i\}) + \min(\{S_i\}))}{\max(\{S_i\}) - \min(\{S_i\})} \quad (3.13)$$

Les caractéristiques des différentes techniques de normalisation que nous venons de détailler sont résumées dans le tableau 3.1 en termes de robustesse et d'efficacité.

Tableau 3.1 Résumé des Techniques de Normalisation de score les plus utilisé.

Technique de normalisation	Robustesse	Efficacité
Min-Max	Non	Non acceptée
Z-Score	Non	Elevée (optimale pour des données gaussiennes)
MAD	Oui	Modérée
QLQ	Oui	Elevée
L'estimateur Tanh	Oui	Elevée

3.8 État d'art de systèmes biométriques multimodaux (visage et l'iris)

Cette partie présente un état d'art pour le système biométrique multimodal, à base du visage et de l'iris, en décrivant différents modules utilisés dans chaque système proposé à savoir le module d'extraction de caractéristiques, le module d'appariement, les techniques de fusion, etc. Ainsi que les bases de données multimodales utilisées et les résultats obtenus. Les systèmes biométriques peuvent se diviser en trois catégories principales selon la méthode de

fusion des deux modalités biométriques : les systèmes basés sur la fusion au niveau des caractéristiques, au niveau des scores et celui basé sur un niveau différent (fusion hybride par exemple).

3.8.1 Système biométrique multimodal basé sur la fusion au niveau des caractéristiques

Dans ce type de fusion, les caractéristiques extraites des modalités sont intégrées dans un seul vecteur de caractéristiques. La méthode la plus courante de fusion au niveau des caractéristiques, c'est le processus de concaténation. Souvent, cette méthode est suivie par la sélection de caractéristiques ou la réduction de dimensionnalité pour obtenir un ensemble de caractéristiques discriminantes. Par la suite on va citer quelques travaux importants dans le domaine de la biométrie multimodale basée sur le visage et l'iris utilisant cette méthode [122].

Dans **B. Son et Y. Lee** [123] 2005, les caractéristiques sont extraites des deux modalités avec une transformée d'ondelettes Daubechies 2D à plusieurs niveaux, ensuite ces images subdivisées en une grille puis la moyenne et l'écart-type sont calculés comme caractéristiques. Les caractéristiques extraites obtenues sont concaténées dans un seul vecteur de caractéristiques. Après cela, l'analyse discriminante linéaire directe (DLDA) est utilisée pour la réduction de la dimensionnalité. Les scores correspondants sont calculés par la distance euclidienne. Les résultats expérimentaux réalisés sur des bases de données chimériques. Pour le visage, les bases de données "ORL et IIS face" [124], [125] sont utilisées. Pour l'iris, les images des yeux ont été acquises avec une caméra CCD. Les tests sur la base de données "IIS face & iris" donne le meilleur taux de reconnaissance de 99,12% avec 30 caractéristiques tandis que sur la base de données "ORL face & Iris", donne le meilleur taux de reconnaissance de 99,7% avec 20 caractéristiques.

A. Rattani et M. Tistarelli dans [126] 2009, ont proposé un système biométrique multimodal visage-iris. Les caractéristiques sont extraites avec le descripteur SIFT (Invariant Feature Transform) à partir des deux modalités, puis le processus de sélection des caractéristiques est effectué avec la méthode d'échantillonnage spatial. Les caractéristiques du visage et de l'iris gauche et droit, sont concaténées dans un vecteur de caractéristiques uniques pour effectuer la classification. Les scores d'appariement sont calculés par la distance euclidienne. Les résultats expérimentaux réalisés sur une base de données chimériques formée par la base de données d'iris "CASIA iris V 3" [127] et la base

de données de visage "Equinox" [128]. Des meilleures performances obtenues avec un EER de 0,04%.

Z. Wang et al. dans [129] en 2011, ont proposé un système biométrique multimodal visage-iris où les caractéristiques de visage sont extraites par la méthode eigenface, tandis que le système biométrique de l'iris est basé sur l'algorithme de Daugman, qui utilise le Filtre 1D-log Gabor pour l'extraction de caractéristiques. Ces caractéristiques sont fusionnées en série après leur normalisation et l'appariement est effectué avec la distance Euclidienne. Les résultats expérimentaux sont réalisés sur une base de données chimérique formée par la base de données "CASIA Iris V1" et deux bases de données de visages "Yale & ORL" [130]. Des résultats expérimentaux obtenus par la base de données "CASIA & ORL" et d'autres obtenus par la base de données "CASIA & Yale". Ils ont le meilleur EER de 1,94% et 1,67% respectivement.

K. Roy et al. dans [131] en 2014, ont proposé dans le système d'iris, la méthode DRLSE pour la localisation, en utilisant la fonction d'ensemble de niveaux pour détecter les limites de l'iris. Les caractéristiques des deux modalités sont extraites avec un modèle binaire local modifié (modified local binary pattern, MLBP) qui combine l'amplitude et le signe des caractéristiques LBP. Les caractéristiques extraites des deux modalités sont concaténées puis un sous-ensemble optimal de caractéristiques est sélectionné avec l'algorithme forêt aléatoire (random forest, RF). Cet algorithme réduit les caractéristiques d'environ 69% des caractéristiques d'origine sans affecter la précision de la reconnaissance. Des résultats expérimentaux extensifs de système proposé en mode vérification et identification sont effectués sur une base de données chimérique incluant la base de données d'iris "CASIA V 4 Interval" [132] et de visage "Yale Extended B". Le système proposé atteint la meilleure performance par un taux GAR de 94,23%, avec un FAR de 0,001% en mode vérification et a atteint le meilleur taux d'identification de 97,8% en mode identification.

Q. Wang et al. dans [133] en 2015, ont proposé un système d'iris basé sur l'algorithme de Daugman, dans lequel en utilisant le filtre log-Gabor 1D pour l'extraction des caractéristiques, et l'analyse en composantes principales (ACP) pour la reconnaissance de visage. Les caractéristiques extraites des deux modalités sont normalisées par la technique de normalisation Z-score, ensuite les caractéristiques sont fusionnées avec la règle série. Le processus d'appariement est effectué avec la distance Euclidienne. Les résultats expérimentaux obtenus sur la base de données chimériques contenant la base de données

d'iris "CASIA" et les bases de données de visage "ORL & Yale". Le système proposé atteint la meilleure performance avec un EER de 3,31.

G. Huo et al. dans [134] en 2015, ont proposé d'extraire les caractéristiques des deux modalités à l'aide d'un filtre 2D de Gabor pour différentes échelles et orientations, seront utilisées pour construire une fonction d'histogramme de variance d'orientation énergétique (energy-orientation variance histogram feature, EOVMHF). La méthode PCA est utilisée pour la réduction de dimensionnalité. Deux stratégies de fusion sont utilisées (fusion D-F et la fusion P-F). Le processus d'appariement est effectué par la méthode chi-square. L'évaluation du système proposé est réalisée sur deux bases de données, la première base est formulée par "ORL et CASIA V1" quand la deuxième, elle est formée par "PIE-Illum et CASIA V4-Lamp" [136], [135]. Les résultats expérimentaux pour la première base atteintes un taux de reconnaissance correct (CRR) de 98,33% et 100% pour la fusion D-F et P-F respectivement. Par la deuxième base, ils ont atteint un CRR de 99,63% et de 100% pour la fusion D-F et P-F respectivement.

3.8.2 Système biométrique multimodal basé sur la fusion des scores

CH. Chen et al. dans [137] en 2006, ont proposé un système biométrique multimodal visage-iris dans la quel l'image 2-D est transformée en un signal d'énergie 1-D à l'étape d'extraction de caractéristiques. Ces vecteurs sont introduits dans un classifieur de réseau neuronal probabiliste d'ondelettes (wavelet probabilistic neural network, WPNN). Les bases de données de visage ORL, IIS et de l'iris CASIA sont utilisées pour évaluer les performances de ce système. Une première base contenant la base de données "ORL & CASIA", et une deuxième contenant la base de données " IIS Face & CASIA". Les résultats expérimentaux obtenu et ont fourni les meilleures performances avec un EER de 0,33% pour la base "ORL & CASIA" et 0,64% pour la base "ORL & IIS Face".

Z. Zhang et al. dans [138] en 2007, ont présenté une approche pour combiner la modalité du visage et l'iris en mode vérification. Les images de visage et de l'iris proche infrarouge (Near Infrared, NIR) sont capturées par la même caméra haute résolution avec illumination frontale active. Le visage et l'iris sont segmentés à partir de la même image capturée. Le système de reconnaissance de visage est basé sur l'approche Eigenface tandis que le système de reconnaissance de l'iris est basé sur l'approche de Daugman. Dans ce système, les scores générés à partir des appariements sont normalisés dans un domaine commun en utilisant une approche bien connue de normalisation min-max. Ces scores sont combinés en

utilisant la règle de somme et la règle produit. Des résultats expérimentaux réalisés sur la base de données NIR de visage-iris, ont donnés 99,7% de GAR à FAR de 0,001.

N. Morizet et J. Gilles dans [139] en 2008, ont proposé une nouvelle méthode de fusion au niveau score pour le système visage-iris. La signature de visage a été générée par application de l'algorithme log-Gabor PCA (LGPCA), tandis que la signature de l'iris a été générée par paquets d'ondelettes à trois niveaux. Les scores générés à partir des matchers de visage et d'iris sont modélisés comme une distribution gaussienne des scores en utilisant le débruitage des scores d'ondelettes, dans lequel les ondelettes de Haar sont utilisées pour débruitage des scores générés par les matchers. La base de données multimodale chimérique incluant "la base de données de face FERET [140] et base de données CASIA Iris V3" est utilisé pour évaluer les performances du système proposé. Il a donné des résultats prometteurs avec un taux EER de 0.01%.

F. Wang et J. Hanin dans [141] en 2009, ont proposé une intégration des modalités du visage et de l'iris au niveau de scores. Le système de reconnaissance d'iris est basé sur l'information de phase du filtre 2D log-Gabor multi-échelles et de la distance de Hamming pour le processus d'appariement. D'autre part, le système de reconnaissance faciale est basé sur l'algorithme Laplacianface et l'appariement avec la distance Euclidienne. La fonction double sigmoïde est utilisée pour effectuer la normalisation des scores avant le processus de fusion. La combinaison des scores d'appariement fournis par les matchers par l'algorithme SVM. Afin d'évaluer les performances du système biométrique multimodal, ils ont utilisé une base de données chimériques construite de "base données de visage ORL et de la base de données d'iris UBIRIS" [142]. Le système biométrique multimodal proposé a atteint la meilleure performance avec un EER égal à 0,35%, ce qui est meilleur que le système biométrique unimodal.

H. F. Liao et D. Isa dans [143] en 2011, ils ont proposé un système biométrique multimodal de visage-iris basé sur la fusion au niveau de score par machine à vecteurs de support (SVM). Le système proposé utilisait un filtre log-Gabor 1D pour l'extraction de caractéristiques et utilisait la transformation discrète en cosinus (DCT) pour l'extraction de caractéristiques de visage. Ensuite, les caractéristiques optimales sont sélectionnées en utilisant l'algorithme Particle Swarm Optimization (PSO). L'appariement est effectué avec la distance de Hamming et la distance euclidienne pour le système biométrique de l'iris et du visage respectivement. Pour le processus d'évaluation, ils ont utilisé la base de données multimodale chimérique construite avec des bases de données CASIA et ORL. Les résultats

expérimentaux du système proposé ont obtenu de meilleurs taux de reconnaissance un EER égale à 0,044%.

M. Eskandari et O. Toygar dans [144] en 2013, ont proposé un nouveau système *multimodal* robuste basé sur la fusion des scores et la normalisation de Tanh. Le processus de fusion est effectué en concaténant les scores du visage et l'iris de plusieurs classifieurs comme dans la fusion au niveau des caractéristiques. Pour chaque image de visage et d'iris, cinq méthodes d'extractions de caractéristiques locales et globales sont utilisées. Ils ont utilisé les méthodes LDA et sous-espace LDA comme extracteurs de caractéristiques globales et les méthodes spPCA, mPCA et LBP comme extracteurs de caractéristiques locales. La méthode proposée a été comparée à différentes techniques de fusion (fusion au niveau de comparaison, de la fusion au niveau de caractéristiques et la fusion au niveau de décision). Les bases de données chimériques formée à partir des bases de données de visage ORL et BANCA et avec les bases de données d'iris CASIA et UBIRIS sont utilisées. L'évaluation des performances des systèmes proposés est illustrée par de courbe ROC et EER. Ils ont rapporté le meilleur taux de EER est égale à 1,02%.

H. M. Sim et al. dans [145] en 2014, ont présenté un système biométrique multimodal visage-iris basé sur la fusion de niveaux de score pondérés (weighted score). Les caractéristiques faciales sont extraites avec Eigenface, tandis que les caractéristiques de l'iris sont extraites avec la méthode "NeuWave Network" (combinaison de la décomposition en ondelettes et du réseau de neurones). Les résultats expérimentaux obtenus pour une base chimérique incluant "la base de données ORL et UBIRIS" et pour une autre base réelle "UTMIFM". Sont encourageant est sont rapporté un taux de reconnaissance de 99,4% pour la base chimérique et de 99,6% pour celle réelle. Le système multimodal proposé est meilleur par rapport aux systèmes biométriques unimodaux et certains systèmes biométriques multimodaux existants.

M. Eskandari et O. Toygar dans [146] en 2014, ils ont proposé un système multimodal dont la méthode LBP est utilisée comme méthode locale d'extraction des caractéristiques pour le visage et sous-espace LDA comme méthode globale d'extraction des caractéristiques pour l'iris. La normalisation du score est effectuée avec la méthode de Tanh et la fusion avec la règle de la somme pondérée. Le processus d'appariement est effectué par la distance Euclidienne et la distance de Hamming pour le système biométrique du visage et de l'iris respectivement. Les expériences sont effectuées sur deux ensembles de base de données multimodales chimériques, le premier ensemble de données multimodales "dataset1" constitué de "ORL et CASIA " et "ORL et UBIRIS". Le deuxième ensemble de données

multimodales "dataset2" se compose les bases de données "FERET & CASIA " et "FERET & UBIRIS ". D'après les résultats expérimentaux, le système proposé a de bonnes performances et il a rapporté un EER de 0,5% pour la base de données "ORL & CASIA" et un EER de 1% pour la base de données "ORL & UBIRIS" dans le premier ensemble de données. Comme il arrive à atteindre un EER de 2, 5% et de 3% pour la base de données "FERET & CASIA" et dans la base de données "FERET & UBIRIS" dans le deuxième ensemble de données respectivement.

D. Miao et al. dans [147] en 2016, ont proposé un classifieur basé sur les bins (Bin-based Classifieur, BBC) pour combiner les modalités du visage et de l'iris par la fusion au niveau des scores. Les images de visage sont normalisées à une taille de 128 * 128 pixels, elles sont divisées en patches non superposés et les caractéristiques sont extraites avec le filtre de Gabor et LBP. Le matching est effectué par la transformée cosinus et la distance Chi-square respectivement. Les images de l'iris sont segmentées et normalisées en une taille de 450 * 66 pixels aussi divisées en patches, ses caractéristiques extraites avec des filtres ordinaires (OMs) et Le matching est effectué par la distance de Hamming. Les distances obtenues sont concaténées en tant que vecteur de score correspondant. La méthode BBC incorpore les scores correspondants dans un espace de plus grande dimension et les informations d'identité, qui sont cachées dans les partitions d'appariements, sont récupérées dans ce nouvel espace. Les informations récupérées sont suffisantes pour déterminer, si l'utilisateur est authentique ou imposteur. Les expériences effectuées sur la base de données CASIA iris distance et le système biométrique multimodal visage-iris rapporter des meilleures performances avec un EER de 0,39%.

P. Moutafis et I. A. Kakadiaris dans [148] en 2015, ont combiné le visage et l'iris en utilisant la fusion de scores. Ils ont proposé un cadre de normalisation de score basé sur le rang (rank-based score normalization framework, RBSN). Les expériences réalisées sur la base de données CARIA Iris distance, ont pour objectif d'évaluer l'effet des méthodes de normalisation des scores sur les performances du système de reconnaissance biométrique. Les résultats obtenus montrés que la normalisation des scores basée sur le rang proposé (RBSN) et le multi-RBSN (MRBSN) peuvent améliorer les performances du système biométrique multimodal. Les scores générés par les coupleurs sont fusionnés en utilisant la règle somme. Les résultats expérimentaux obtenus pour la base de données CASIA-Iris-Distance, ont donné des meilleures performances avec un taux de reconnaissance de 90,04% pour la méthode de normalisation Z-score.

P. Singh et al. [149] un système biométrique multimodal visage-iris combiné avec le watermarking, pour développer une technique nouvelle et sécurisée, est proposé en 2016 par son schéma se divise en quatre modules principaux : le pré-traitement, l'incorporation de filigrane, l'extraction de filigrane et le module de vérification. Les images d'iris sont redimensionnées en fonction de la taille des images de couverture. Ensuite, afin de générer illisible image, la transformation d'Arnold basée sur une clé secrète est utilisée pour bruite l'image. Le filigrane est généré à partir de la modalité de visage dans laquelle les caractéristiques locales sont extraites par un modèle binaire local symétrique central (center symmetric local binary pattern, CSLBP), suivi d'une matrice de cooccurrence de niveau de gris (GLCM), ce qui permet de capturer uniquement les informations fréquentielles. Les deux filigranes des modalités du visage et de l'iris sont intégrés indépendamment dans des sous-bandes de la transformée en ondelettes discrètes redondantes (redundant discrete wavelet transform, RDWT). Le processus de fusion est effectué par la technique de score pondéré. La robustesse du schéma proposé est testée sur la base de données SDUMLA-HMT [150], sur des modalités individuelles, sur des modalités fusionnées, sans tatouage et avec tatouage. Les résultats expérimentaux ont démontré que l'utilisation de deux modalités améliorerait la sécurité du système biométrique et augmentait sa robustesse contre différentes attaques.

N. KHiari-Hili et al. dans [151] en 2016, ont proposé un système de biométrie multimodal de visage-iris, où la fusion au niveau de score utilise une métrique basée sur l'occlusion de l'iris comme indicateur de qualité. Les images de visage et d'iris sont capturées par caméra infrarouge en deux sessions qui contenaient des images de haute qualité et dégradées. La reconnaissance de l'iris est basée sur l'algorithme de Daugman. D'autre part, la reconnaissance faciale est effectuée avec une approche bio-inspirée combinée avec la différence de Gaussiens (Difference of Gaussians, DoG) filtré par le modèle binaire local uniforme (Uniform Local Binary Patterns, LBP^{U2}). La règle de fusion proposée est semblable à la règle de la somme pondérée avec des poids dynamiques, qui dépendent de la qualité de l'image de l'iris. Cette mesure de qualité s'appelle taux d'occlusion de la comparaison d'iris (Iris Comparison's Occlusion Rate, ICOR). La fusion des règles attribue la même importance à la modalité de visage et de l'iris, tandis que dans le cas d'un taux d'occlusion non acceptable, elle accorde plus d'importance à la modalité de l'iris. L'ICOR proposé, basé sur la règle de la somme pondérée, dépend du seuil optimal auquel la correction pondérée est appliquée. Ce seuil est transformé dans un domaine commun avec les méthodes de normalisation Min-Max, Z-Scores et Tanh. Les résultats de l'évaluation effectuée sur la base de données multimodale

IV². La règle de fusion multimodale ICOR avec une normalisation de tanh a atteint un EER de 0,30%, 1,24% dans des environnements contrôlés et dont l'éclairage incontrôlé respectivement. Il est atteint EER de 0,63%, 0,96% de variation de qualité et multisession respectivement. Les résultats expérimentaux ont démontré l'avantage de l'intégration de l'information de qualité dans la technique de fusion par rapport aux règles de fusion standard.

Y. Bouzouina et L. Hamami dans [152] 2017, ont utilisé les caractéristiques locales et globales pour améliorer les performances du système multimodal du visage et de l'iris. Les caractéristiques de visage extraites avec PCA comme méthode globale et DCT comme méthode locale, tandis que les caractéristiques d'iris sont extraites avec le filtre log-Gabor 1D comme méthode globale et les moments de Zernike comme méthode locale. Après l'étape d'extraction de caractéristiques, l'algorithme d'optimisation génétique (GA) est appliqué pour sélectionner un sous-ensemble optimisé afin de réduire la dimensionnalité. Les scores sont normalisés avec la méthode Tanh, puis fusionner avec le classifieur SVM. Les résultats expérimentaux sont réalisés sur la base de données chimiques (ORL et CASIA V3). Le système proposé donne la meilleure performance avec un taux de EER de 0,06%.

D. Miao et al. dans [153] en 2015, ont proposé une nouvelle méthode de fusion nommée (bin-based weak classifieur, BWC) pour combiner les modalités du visage et de l'iris. Après l'étape de pré-traitement, les images du visage et de l'iris sont réparties en plusieurs patches. Qu'ont utilisé le descripteur (Ordinal Measures, OM), le filtre de Gabor et modèles binaires locales (LBP) pour l'extraction de caractéristiques à partir des patches de visage et de l'iris. L'appariement entre deux patches est calculé par la distance de Hamming. Le domaine de chaque score obtenu est divisé en un certain nombre de bins, de sorte que les classifieurs faibles sont basés sur les bins, ils doivent regrouper les données bruitées dans certains groupes pour ne pas affecter les performances des autres bins. Ces bins sont reconstruits par une méthode comme : partition égale (equal partition) et K-means. Cette méthode de fusion proposée est testée sur la base de données CASIA Iris Distance, elle a rapporté le meilleur taux EER de 0,62%.

3.8.3 Système biométrique multimodal basé sur autre niveaux de fusion

H. B. Kekre et al. dans [154] en 2011, ont proposé un système biométrique multimodal hybride. Les caractéristiques du visage sont extraites à l'aide de l'ondelette de Kekre, tandis que les caractéristiques de l'iris sont extraites à l'aide de trois algorithmes : transformé 1D de ligne et colonne moyenne, caractéristiques de texture basées sur les ondelettes de Kekre et la génération de code rapide de Kekre (KFCG, Kekre's Fast

Codebook Generation) et algorithmes de génération Codebook Median de Kekre's (KMCG, Kekre's Median Codebook Generation) basés sur des codes VQ. Ces algorithmes sont combinés pour construire un système biométrique à iris multi-algorithmes. Le système hybride proposé est la combinaison du système unimodal de visage et du système d'iris multi-algorithmique. Ils ont utilisé la fusion au niveau de caractéristiques ainsi que la fusion au niveau de décisions. Les résultats expérimentaux sont réalisés sur une base de données multimodale chimérique comprenant la base de données d'iris (Phoenix) [155] et la base de données de visage (Computer Vision Research Projects) [156]. Le système proposé a atteint un EER de 98% en mode de vérification. En mode d'identification, le système a donné un CCR de 99% pour la fusion au niveau de caractéristique et un CCR de 97% pour la fusion au niveau de décisions.

O. Sharifi et M. Eskandari dans [157] en 2016, ont proposé un nouveau système multimodal visage-iris, basé sur la fusion au niveau de caractéristiques, au niveau de scores et au niveau de décisions, à chaque niveau de fusion, différents schémas sont proposés. Ce système est utilisé le filtre log-Gabor 1D en tant qu'extracteur de caractéristiques pour les modalités du visage et de l'iris. Dans le schéma proposé, la fusion au niveau de caractéristiques combine les caractéristiques de visage et des deux iris. L'algorithme de recherche de retour arrière (BSA, back tracking search algorithm) est utilisé pour sélectionner et réduire la dimensionnalité des caractéristiques extraites. D'autre part, la règle somme pondérée est utilisée pour fusionner les scores de l'iris gauche et droit séparément avec le visage. Les scores générés à partir de chaque trait à la fusion au niveau des caractéristiques et à la fusion au niveau de scores sont combinés en six ensembles de scores. La fusion au niveau de la décision est effectuée par la règle OR d'une manière optimale en terme de taux d'erreur. Des résultats expérimentaux ont été réalisés sur la base de données CASIA Iris Distance. Ils ont atteint un taux de GAR de 98,93% à FAR de 0,01% et un EER de 0,27%. Le système proposé est amélioré par rapport aux schémas unimodaux et multimodaux investigués dans ce travail.

M. Eskandari et O. Toygar dans [158] en 2015, ont proposé des nouveaux schémas de système biométrique multimodal visage-iris basé sur la fusion au niveau de score, la fusion des caractéristiques en utilisant des caractéristiques locales et globales. Les caractéristiques de l'iris sont extraites à l'aide du filtre log-Gabor 1D. Pour le visage, cinq types de caractéristiques locales et globales sont extraites en utilisant le sous-espace PCA, PCA modulaire, LBP en tant qu'extracteurs locaux et le sous-espace LDA, PCA en tant qu'extracteurs globaux. Le processus de sélection est employé en utilisant l'algorithme PSO

(Particle Swarm Optimization) et Back tracking Search Algorithm (BSA) afin de réduire la dimensionnalité et supprimer les données redondantes. La fusion de caractéristiques est appliquée en concaténant les cinq caractéristiques de visage. Les schémas proposés combinaient les scores générés par la fusion de deux iris et les scores générés par la concaténation de caractéristiques faciaux locaux et globaux. Il existe deux schémas proposés, le premier utilisant l'algorithme PSO et le second utilise l'algorithme BSA. Le processus de normalisation est effectué en utilisant la méthode de Tanh et la fusion des scores effectuée en utilisant la règle somme pondérée. Pour l'appariement, la distance de Manhattan et de Hamming sont utilisées pour comparer les caractéristiques faciales et les caractéristiques de l'iris respectivement. Les résultats expérimentaux réalisés sur la base de données CASIA Iris Distance. En mode identification, ils ont obtenu un taux d'identification de 98%, 98,66% pour le premier et deuxième schéma proposé respectivement. Dans le mode de vérification et avec l'algorithme PSO de réduction, ils ont obtenu des performances de GAR = 94,44% à FAR = 0,01% et EER = 3,78%.

M. Eskandari, O. Sharifi dans [159] en 2017, ont conçu un nouveau schéma de fusion du système biométrique multimodal visage-iris. Le système proposé basé sur la fusion de niveau de caractéristiques, au niveau de score et la fusion au niveau de décisions. Les images de visage et de l'iris sont redimensionnées en (60 * 60) pixels, l'égalisation d'histogramme et la normalisation de moyenne-variance sont appliquées comme étape de pré-traitement. Les caractéristiques de visage sont extraites avec la transformation log-Gabor (en quatre échelles et huit orientations), puis suivies par le sous-échantillonnage (dawnsampling) et le modèle binaire local HD-LBP en haute dimension. Pour la modalité de l'iris, le processus de segmentation est mis en œuvre. Après cela, la région de l'iris est normalisée et les caractéristiques sont extraites avec la transformation log-Gabor (dans quatre échelles et huit orientations). La fusion des caractéristiques effectuées avec la concaténation des vecteurs de caractéristiques, l'algorithme BSA utilisé comme nouvelle méthode de sélection, d'autre part la fusion des scores générés par différentes modalités est réalisée avec un système de sélection de partition flexible. Au final, la fusion au niveau de décisions est réalisée par une technique de fusion optimisée par le seuillage. Le schéma de fusion proposé est combinée à trois niveaux de fusion obtenus selon les meilleurs résultats expérimentaux pour chaque niveau. Les résultats expérimentaux effectués sur la base de données CASIA Iris Distance et sur la base de données virtuelle incluant les bases de données ORL, BANCA et CASIA Iris Distance pour la modalité de visage et CASIA Iris V3, UBIRIS, et CASIA Iris Distance pour la modalité de l'iris. Le système proposé a un taux FRR de 93,91% à FAR de 0,01% pour la

base de données CASIA Iris Distance. Et a aussi un FRR de 93,62% à FRR de 0,01% pour la base de données.

3.9 Conclusion

Il existe plusieurs travaux de recherche dans le domaine de la fusion multimodale des systèmes biométriques basés sur le visage et l'iris. D'après l'état de l'art présenté dans le tableau 3.2, la plupart des systèmes biométriques multimodaux se sont concentrés sur la fusion au niveau de scores, parce que ce niveau est relativement facile à accéder et à combiner les scores générés par différents matchers, un processus de normalisation est nécessaire dans certain cas où les scores ne sont pas dans le même domaine de variation. Ils ont aussi proposé d'utiliser la fusion au niveau de caractéristiques par le processus de concaténation. D'un autre côté, la dimension élevée de caractéristiques a conduit certains chercheurs à utiliser des techniques de réduction des caractéristiques telles que PCA, LDA et DCT. Récemment la fusion hybride est utilisée comme nouvelle et alternative méthode de fusion des modalités biométriques. Elle combine les avantages des différents niveaux de fusion afin d'obtenir un système plus performant. Dans le chapitre suivant nous allons proposer des systèmes biométriques multimodaux à base du visage et de l'iris avec l'utilisation des différents niveaux de fusion, qui fait l'objet de notre deuxième contribution.

Tableau 3.2 Tableau récapitulatif des travaux.

Auteurs	Niveau de fusion	Extraction de caractéristiques, normalisation et réduction de dimension	Comparaison	Bases de données	Résultats expérimentaux
B. Son and Y. Lee en [123] 2005	de processus de concaténation	Les ondelettes Daubechies 2-D à plusieurs niveaux.	Distance Euclidienne.	visage: bases données ORL visage et IIS face. Iris: les images des yeux ont été acquises par camera CCD	"IIS visage & iris": taux de reconnaissance de 99.12%. "ORL visage & Iris": taux de reconnaissance de 99.7%.
A. Rattani and M. Tistarelli en [126] 2009	de processus de concaténation	SIFT.	Distance Euclidienne.	Base données "CASIA iris version 3 & Equinox visage".	EER= 0.04%.
Z. Wang et al. in [129] 2011	Fusion en series.	Face: eigenface. Iris: filter de Gabor2D .	Distance Euclidienne.	Base données "CASIA iris V1 & ORL visage", Base données "CASIA V1 iris & Yale visage"	"CASIA iris & ORL visage": EER = 1.94%. "CASIA iris & Yale visage": EER = 1.67%.
K. Roy et al. en [131] 2014	de processus de concaténation	MLBP pour le visage et l'iris Les caractéristiques sont sélectionnées par RF.	Distance Manhattan.	Base données "CASIA Iris V4 & Yale B visage".	GAR = 94.23% at FAR = 0.001%. taux de reconnaissance = 97.8%.
Q. Wang et al. en [133] 2015	Règle série.	Iris: filter 1D log-Gabor. Face: PCA. Caractéristiques sont la normalisé : Z-score.	Distance Euclidienne et Distance Cosine.	Base données "CASIA iris V1 & ORL visage" et Base données " CASIA iris V1& Yale visage".	EER = 3.31
G. Huo et al. en [134] 2015	Fusion directe (D-F) et la fusion des vecteurs propres (P-F).	Banc 2D de filter de Gabor. "EOVHF" pour l'extraction de caractéristiques. Réduction de dimension: PCA.	Chi-square .	La première : "ORL visage & CASIA V1 iris". La Second : "PIE-illum& CASIA V4-Lamp".	La première : CRR = 98.33% et 100% pour D-F et P-F respectivement. La second: CRR = 99.63% et 100% pour D-F and P-F respectivement.
CH. Chen et al. [137] 2006	WPNN	signal 1-D d'énergie.		Base données "ORL visage & CASIA V1 iris" Base données "IIS visage & CASIA V1 iris".	(ORL & CASIA): EER = 0.33%. (IIS visage & CASIA): EER = 0.64%.
Fusion au niveau de caractéristique					

Auteurs	Niveau de fusion	Extraction de caractéristiques, normalisation et réduction de dimension	Comparaison	Bases de données	Résultats expérimentaux
Z. Zhang et al. [138] en 2007	Règle somme et la règle produit.	Visage: eigenface. Iris: Daugman approach. normalization de score: min-max	Distance de Hamming et Euclidean.	Base données multimodal de visage-iris.	GAR =99.7% à FAR=0.001
N. Morizet et J. Gilles [139] en 2008	Distribution gaussienne des scores en utilisant le débruitage d'ondelettes.	Visage : Log-Gabor PCA. Iris: 3-niveau packets d'ondelettes.	Distance Euclidean et Mahalanobis.	"FERET visage & CASIA V1 iris".	EER = 0.01%.
F. Wang et J. Han [141] en 2009	Algorithme SVM.	Iris: informations de phase du filtre log-Gabor 2D multi-échelles. Visage: Laplacianface algorithm. Normalization: Double sigmoïd.	Distance de Hamming et Euclidean.	"ORL visage & UBIRIS iris".	EER = 0.35%.
H.F. Liao and D. Isa. [143] en 2011	Algorithme SVM.	Iris: Log-Gabor. Visage : DCT. Selection de caractéristiques: PSO.	Distance de Hamming et Euclidean.	"ORL visage & CASIA iris".	EER = 0.0440.
M. Eskandari and O. Toygar [144] en 2013	Concaténation de plusieurs classifieurs.	PCA, subspace LDA, spPCA, mPCA and LBP. Normalization: Tanh.	Distance Manhattan.	"ORL & BANCA" pour le visage ensemble avec "CASIA & UBIRIS" iris.	EER =1.02%.
M. Eskandari and O. Toygar [146] en 2014	Somme pondérée.	Visage : LBP. Iris: subspace. Normalization: Tanh.	Distance Manhattan.	"ORL & CASIA" et "ORL & UBIRIS iris" "FERET & CASIA" et "FERET & UBIRIS".	"ORL&CASIA": EER = 0.5%. "ORL&UBIRIS": EER =1%. "FERET&CASIA": EER = 2.5%. "FERET& UBIRIS":
H.M. Sim et al. [145] en 2014	Somme pondérée.	Visage : eigenface. Iris: NeuWave Network.	distance de Hamming et Euclidean.	"ORL visage & UBIRIS iris" et "UTMIFM" multimodal.	"ORL + UBIRIS": taux de 99.4%. UTMIFM: taux de 99.6%.
fusion au niveau de scores					

Auteurs	Niveau de fusion	Extraction de caractéristiques, normalisation et réduction de dimension	Comparaison	Bases de données	Résultats expérimentaux
D. Miao et al in [147] en 2016	Classificateur BBCs.	Visage: filter de Gabor et LBP. Iris: filters ordinaires (OMs).	Visage: distance cosines et Chi-square. Iris: distance de Hamming.	Base données iris CASIA distance.	EER = 0.39%.
P. Moutafis et I. A. Kakadiaris en [148] 2015	Score basé sur le rang	Normalization Z-score.	Distance Euclidienne.	Base données iris CASIA distance.	Taux de reconnaissance de 90.04%.
P. Singh et al. [149] en 2017	Fusion par la somme pondérée.	visage: (CSLBP) followed by (GLCM). Iris: grayscale images.	Distance Euclidienne.	Base données SDUMLA-HMT.	EER =0.48%.
N. KHiari-Hili et al. [151] en 2016	ICOR base sur la somme pondérée.	visage : (DoG) combiné avec (LBP ^{U2}). Iris: l'algorithme de Daugman. Normalization Tanh.	Distance Hamming Distance Chi-square	Base données IV ² .	EER = 0,30%, 1,24% dans des environnements contrôlés et incontrôlé, respectivement .
Y. Bouzouina et L. Hamami [152] en 2017	SVM.	visage : PCA et DCT. Iris: 1D log-Gabor et les moment de Zernike. normalization Tanh.	Distance Hamming.	Base données ORL face & CASIA Iris V3.	EER = 0.06%.
D. Miao et al. en [153] 2015	classificateur Bin-based weak (BWC).	filter de mesures ordinales (OM), filter de Gabor et Local Binary Patterns (LBP).	distance Hamming.	Base données Iris CASIA Distance.	EER =0.62%.

Fusion au niveau de score

Auteurs	Niveau de fusion	Extraction de caractéristiques, normalisation et réduction de dimension	Comparaison	Bases de données	Résultats expérimentaux
H. B. Kekre et al. en [154] 2011	Fusion au niveau de caractéristiques et au niveau de décision	visage : Ondelette de kekre . Iris: transformation 1D, KFCG et KMCG base sur codebooks VQ.	Distance Euclidienne.	Base données Phoenix iris & Computer Vision Research Projects	EER = 2 % . CRR = 99%.
O. Sharifi and M. Eskandari [157] en 2016	Concaténation de caractéristiques, fusion de score par la somme pondérée et règle OR pour la fusion des decision.	Filter 1D log-Gabor. Selection des caractéristiques optimales par BSA.	Distance Manhattan.	Base données CASIA-Iris-Distance.	EER = 0.27% . GAR de 98.93% à FAR de 0.01% .
M. Eskandari, O. Sharifi in [158] 2015	Concaténation de caractéristiques, fusion de score par la somme pondérée.	Iris: 1D log-Gabor filter. Visage: subspace PCA, modular PCA, LBP comme descripteurs local et subspace LDA, PCA comme descripteurs global. selection de caractéristiques: PSO et BSA.	Manhattan and Hamming distances.	CASIA-Iris-Distance database.	EER=3.78% . -CRR = 98%, 98.66% of selection with PSO and BSA respectively. -PSO achieved GAR=94.44% at FAR= 0.01% and
M. Eskandari, O. Sharifi in [159] 2017	Concaténation de caractéristiques, sélection de score flexible et fusion de décisions avec optimisation de seuil.	Visage: filter log-Gabor et HD-LBP. Iris: filter log-Gabor. selection par BSA suivre par LDA pour la réduction de dimension..	Manhattan distance.	CASIA Iris Distance database. Virtual database: with ORL, BANCA, CASIA Iris Distance, CASIA Iris V3, UBIRIS database.	FRR=93.91% at FAR=0.01% on real database. Achieved FRR=93.62% at FRR=0.01% on virtual database.
Other level fusion					

Chapitre

04

Conception et réalisation des nouveaux systèmes biométriques multimodaux

Chapitre 4 : *Conception et réalisation des nouveaux systèmes biométriques multimodaux*

4.1 Introduction

Malgré les avantages des systèmes biométriques par rapport aux systèmes traditionnels, ils sont vulnérables à des attaques spécifiques qui peuvent dégrader considérablement leur fonctionnement. La multimodalité est une solution qui permet d'améliorer les performances de système biométrique, ce qui rend le système plus sécurisé ainsi peut avoir la chance d'être intégré dans plusieurs applications. Dans ce chapitre, nous présentons la conception et l'implémentation des nouveaux systèmes de reconnaissance multimodaux des individus par les modalités du visage et de l'iris que nous avons proposée. Nos contributions font l'objet d'un système fonctionnant en mode identification et un autre fonctionnant en mode vérification. Nous présentons tout d'abord, les deux systèmes unimodaux proposés à base du visage et de l'iris, en analysant leurs performances d'une manière séparée. Puis, nous allons explorer les techniques de combinaisons de fusion pour faire sortir d'autres nouveaux systèmes multimodaux plus performants.

4.2 Bases de données multimodales

Le principal problème rencontré en travaillant dans la biométrie multimodale est le manque des bases de données multimodales réelles. Le mot réel signifie ici que les modalités biométriques viennent de la même personne. Il y a peu de bases de données multimodales réelles qui contiennent les modalités du visage et de l'iris, pour surmonter le manque des bases

des données multimodales réelle, la plupart des chercheurs ont utilisé des bases de données virtuelles.

4.2.1 Base de données multimodales réelles

Il existe un nombre limité de bases de données multimodales réelles, on cite :

- **Base de donnée Biosecur ID:** Comporte sept modalités biométriques qui sont : la parole, l'iris, le visage, la signature manuscrite (mode en ligne et hors ligne), l'empreinte digitale, la main (empreinte palmaire et géométrie du contour) et key stroking. Cette base de données privée d'utilisateurs réels contenait 400 individus. L'acquisition est réalisée en 4 sessions réparties sur une période de 4 mois. Chaque individu a 4 images BMP pour la modalité de visage et de l'iris, la taille de chaque image est de $640 * 480$ pixels [160].
- **Base de donnée multiple biometric grand challenge MBGC :** L'institut national des standards et de la technologie (NIST) a présenté la base de données MBGC en 2008. Cette base de données privée composée d'iris gauche, d'iris droit et de visages, capturés par vidéo haute résolution avec éclairage visible contrôlé et incontrôlé et vidéo proche infrarouge (NIR). Cette base de données a encouragé le développement de systèmes biométriques multimodaux [161].
- **Base de données SDUMLA-HMT :** l'Université de Shandong (SDUMLA) a mis en place une base de données multimodale d'utilisateurs réels. La base de données SDUMLA-HMT est accessible au public depuis 2011, elle comprend cinq modalités biométriques (images de visage, images de veines digitales, images d'iris, empreintes digitales et vidéos de démarche). Cette base de données comprend des images réelles capturées à partir de 106 utilisateurs. Les images de visage sont capturées avec différentes poses, expressions faciales, accessoires et illuminations. Les images d'iris sont capturées avec un éclairage sous infrarouge proche à une distance de 6 cm à 32 cm de l'œil, chaque individu a fourni 10 images d'iris, 5 images pour chaque œil. La base de données d'iris contenait 1060 images BMP d'une taille de 768×576 pixels [162].
- **Base de données CASIA Iris Distance :** Les images d'iris de cette base de données sont capturées avec une caméra haute résolution à une distance de ~ 3 m, les deux iris et le visage sont inclus dans l'image. Donc cette base de données est appropriée pour la construction de système biométrique multimodal de visage-iris. Elle est accessible au public, contient un nombre total de 2567 images JPG capturées à partir de 142 individus et ont une taille de $1728 * 2352$ pixels [163].

4.2.2 Base de données chimériques

Les bases de données chimériques les plus utilisées sont : base de données CASIA iris V3 avec la base de données FERET (CASIA iris V3 et FERET), base de données CASIA iris V3 avec base de données ORL (CASIA iris V3 et ORL), base de données UBIRIS et base de données FERET (UBIRIS et FERET) et ainsi de suite. Les base données CASIA iris V3 et ORL sont utilisées comme base de données multimodales chimérique ou virtuelles pour la réalisation des systèmes d'identification biométrique multimodale.

La base de données CASIA a été développée par l'institut d'automatisation de l'académie chinoise de sciences (CASIA) "*Chinese Academy of Sciences Institute of Automation*". De plus, du fait qu'elle est la plus ancienne, cette base est la plus connue et elle est largement utilisée par la majorité des chercheurs. Elle présente peu de défauts (images prises sous lumière proche infrarouge, pas de reflet sur l'image, etc.) et des caractéristiques très proches et homogènes. CASIA-IrisV3-Interval est une extension de CASIA V1.0, elle a été utilisée et recommandée par plus de 1500 chercheurs et groupes de recherches de 70 pays (Juin 2006) [127]. CASIA-IrisV3-Interval contient 2655 images d'iris correspondant à 249 individus, ces images ont été prises dans les mêmes conditions que CASIA V1.0, avec une résolution de 320 x 280 pixels.

4.3 Conception d'un système d'identification biométrique multimodal du visage et de l'iris

4.3.1 Système proposé

Dans cette partie on va concevoir un système d'identification biométrique multimodale performant, en utilisant deux modalités biométriques l'iris et le visage.

4.3.2 Système d'identification par le visage

Nous abordons maintenant la mise en œuvre de l'algorithme EigenFaces, DCT et PCA dans le domaine DCT utilisé pour la reconnaissance de visage.

Pour ce faire, nous allons tout d'abord présenter ces trois méthodes pour la reconnaissance de visage.

- **EigenFaces** : Les étapes de cet algorithme se résument comme suit [16]:
 - ✓ La première étape consiste à obtenir un ensemble S des images de visage dont leurs nombre est égale à M. Chaque image de taille 112x92 est représentée par un vecteur de taille 10304 qui sera placé dans l'ensemble S.
 - ✓ Nous calculons ensuite l'image moyenne.
 - ✓ Après la soustraction de l'image moyenne de chaque élément de S, nous obtenons l'ensemble A représentant les différentes images.

- ✓ En suite nous calculons la matrice de covariance C .
- ✓ Nous calculons les valeurs propres et les vecteurs propres de la matrice C .
- ✓ Nous faisons la réduction de dimension d'espace.
- ✓ Nous obtenons les visages propres.
- ✓ Nous faisons la projection dans le sous-espace des visages.

La projection d'une image dans le sous-espace des visages c.-à-d. Calcul des coordonnées de l'image projetée dans la base des EigenFaces, se fait simplement en soustrayant le visage moyen et en effectuant le produit scalaire de l'image obtenue avec chaque EigenFace. Ceci donne les coordonnées de l'image test dans le sous-espace des visages, qui est de dimension M . Chaque visage possède donc plusieurs représentations.

L'étape de reconnaissance consiste à mesurer la ressemblance entre l'image de test et l'ensemble des images reconstruites dans le nouveau sous espace des EigenFaces. Cette ressemblance est mesurée en calculant la distance entre les deux images à l'aide d'une métrique particulière. Pour notre étude nous avons utilisé la distance euclidienne [164].

- **Transformée en cosinus discrète** : est une transformation mathématique complexe qui a pour but de transformer le domaine de représentation de nos données de domaine spatial à un domaine fréquentiel. Notre œil est moins sensible à certaines données de l'image, 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.

Tout d'abord, chaque image de la base de données est décomposée en bloc de 8×8 (similairement à la norme JPEG) et les premiers coefficients de la DCT sont ainsi conservés lors de l'apprentissage et utilisés directement pour la phase d'identification.

Les étapes de cet algorithme se résument comme suit [164]:

- ✓ Calcul de la DCT de l'image normalisée et décomposée en blocs de 8×8 .
- ✓ Extraction et concaténation des 30 premiers coefficients de la DCT de chaque bloc afin de former un vecteur unifié.
- ✓ Sauvegarde des représentations.

Le processus d'apprentissage est donc réalisé sur chaque image indépendamment (contrairement à la technique EigenFaces).

- **PCA dans le domaine DCT** : La complexité de calcul engendrée par la PCA surtout quand la résolution des images et la taille de l'échantillon d'apprentissage sont tous deux

grandes, a fait que les chercheurs ont pensé à intégrer une étape qui pourrait diminuer le temps de calcul pour parvenir à un vrai système de reconnaissance de visages, car le temps de réponse est très important dans ce cas. L'une des solutions est d'utiliser le vecteur de coefficients DCT de l'image au lieu d'utiliser le vecteur d'image lui-même.

De plus, le fait que la DCT est implémentée avec un algorithme rapide, on a son efficacité en concentration de l'énergie dans les coefficients de basses fréquences et donc le vecteur DCT sera non seulement petit, mais en plus obtenu de façon rapide, ce qui soulage l'algorithme PCA tout en gardant les mêmes performances [56], sans oublier le fait que la DCT est une transformation décorrélatrice (enlève la redondance dans les images) donc elle améliore encore plus la discrimination [65].

4.3.3 Système d'identification par l'iris

Ce système est basé sur les algorithmes de Daugman présenté dans le chapitre 2. Dans l'étape de segmentation nous avons utilisé trois méthodes de segmentation de l'iris : Hough, contour actif et l'ensemble de niveaux régularisé par distance (voire chapitre 2).

4.3.4 Niveau de fusion choisi

Dans ce travail, nous utilisons la fusion au niveau de score, ce niveau est généralement préféré parce que les scores de correspondance obtenus à partir de plusieurs matchers sont indépendants des algorithmes utilisés pour la reconnaissance (voir la figure 4.1). Trois règles de fusion au niveau de scores (règle somme, règle max et règle min) sont utilisées dans ce système. Pour s'assurer que la combinaison des scores des différents appariements est cohérente, les scores doivent d'abord être transformés en un domaine commun par la normalisation de scores.

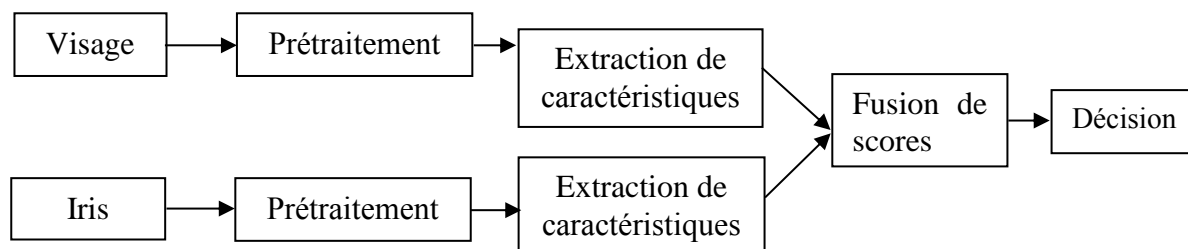


Figure 4.1 : Fusion au niveau de scores.

Nous allons tout d'abord évaluer les deux systèmes biométriques unimodaux à base respectivement de modalité de visage et celle de l'iris. Pour le premier système, à base de visage, nous allons l'évaluer pour les trois méthodes (PCA, DCT et PCA-DCT). Quant au

deuxième système utilisant uniquement l'iris, nous allons l'évaluer aussi pour trois autres méthodes de segmentation, déjà implémentées dans le chapitre 2 (Hough, contour actif et l'ensemble de niveaux régularisé par distance).

4.3.5 Évaluations des systèmes d'identifications biométriques unimodaux

4.3.5.1 Visage

Dans le cas d'un système biométrique utilisé en mode identification, nous avons utilisé ce que l'on appelle une courbe CMC (Cumulative Match Characteristic). Pour les tests, nous avons utilisé la base de données ORL, où nous avons pris 200 images en phase d'apprentissage (40 personnes avec cinq acquisitions par personne) et 80 images pour les tests (40 personnes avec deux acquisitions par personne). Pour chaque test, le système calcule les scores de similarité entre ces images avec toutes les images d'apprentissage dans la base de données.

La figure 4.2 et le tableau 4.1 montrent les résultats du taux d'identification et la courbe CMC pour le système d'identification par le visage avec différentes méthodes de segmentation utilisées.

Tableau 4.1 Taux de reconnaissance du système d'identification par le visage.

	PCA	DCT	PCA-DCT
Taux de reconnaissance	91%	94%	93%
Temps (s)	0.055 s	2.623 s	3.012 s

La reconnaissance faciale en utilisant la méthode PCA donne un taux de reconnaissance de 91% avec un temps de reconnaissance égale à 0.055s. La méthode DCT donne un taux de reconnaissance de 94% avec un temps de reconnaissance égale à 2.623s, mais la méthode PCA-DCT donne un taux de reconnaissance de 93% avec un temps de reconnaissance égale à 3.012s. Donc, la méthode DCT est la plus appropriée en terme de vitesse, de simplicité et de performance. La figure 4.2 montre que la reconnaissance de visage par DCT atteint le taux de reconnaissance 100% au rang 21. Elle donne le meilleur taux de reconnaissance d'autre part la méthode PCA-DCT n'est pas utilisée dans la reconstruction du système biométrique multimodal.

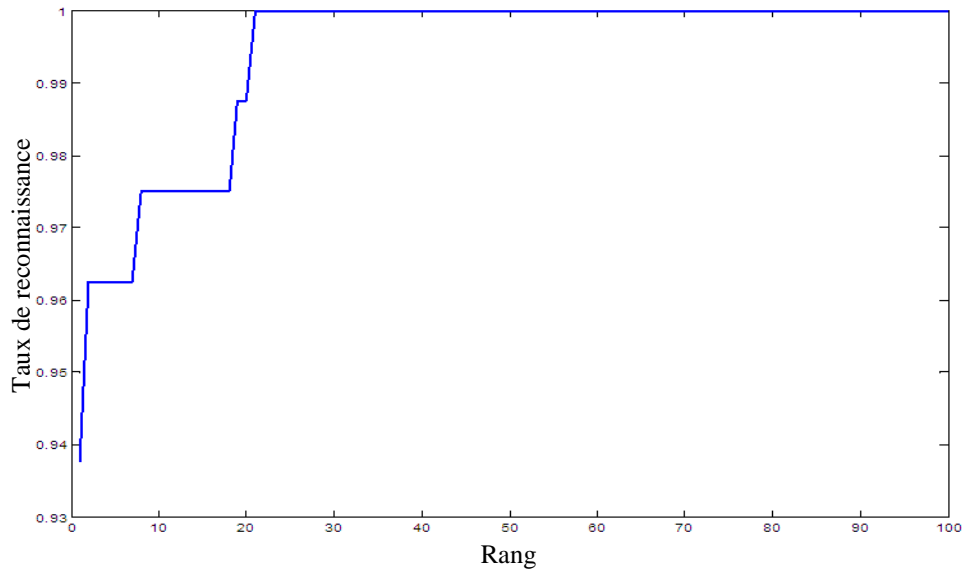


Figure 4.2 : Courbe CMC (Visage avec la méthode DCT).

4.3.5.2 Iris

Pour tester le système d'identification de l'iris, nous avons utilisé la base de données CASIA-IrisV3-Interval, où nous avons pris 200 images en phase d'apprentissage (40 personnes avec cinq acquisitions par personne) et 80 images pour les tests (40 personnes avec deux acquisitions par personne). Pour chaque test, le système calcule les scores de similarité entre ces images avec toutes les images d'apprentissage dans la base de données.

La figure 4.3 et le tableau 4.2 montrent les résultats des taux de reconnaissance et la courbe CMC pour le système d'identification de l'iris avec les différentes méthodes de segmentation investiguées.

Tableau 4.2 Taux de reconnaissance du système d'identification par l'iris.

	Hough	Snake	DRLS
Taux de reconnaissance	81%	87%	80%
Temps (s)	15.82 s	15.78 s	16.52 s

La méthode d'identification de l'iris basée sur le contour actif (snake) donne un meilleur résultat avec un taux de reconnaissance égale à 87% avec un temps de reconnaissance de 15.78s. Le système basé sur la transformée de Hough donne un taux de reconnaissance égale à 81% avec un temps de reconnaissance de 15.82s. Quant à la méthode d'identification basée sur l'évolution des ensembles de niveaux régularisés par distance, elle donne un taux de reconnaissance égale à 80% avec un temps de 16.52s, cette dernière méthode est inacceptable et ne sera pas utilisée dans la reconstruction du système biométrique multimodal [164]. D'après la courbe CMC

présentée sur la figure 4.3 montre que la reconnaissance de l'iris par la méthode Hough atteint le taux de reconnaissance 100% au rang 4.

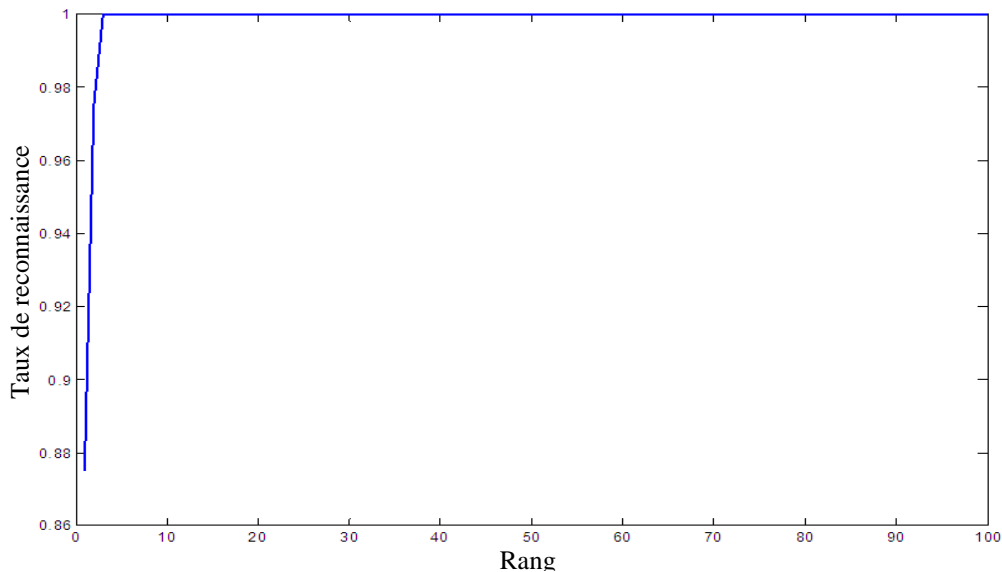


Figure 4.3 : Courbe CMC (Iris avec la méthode Hough).

4.3.5.3 Résultats de fusion multimodale

- **Base de données multimodales ORL-CASIA**

L'idée la plus simple pour créer une base de données multimodale à N modes, consiste à utiliser N bases de données et à créer des individus virtuels en associant de manière aléatoire l'identité des différents individus des différentes bases. Par exemple, pour créer une base multimodale combinant les visages et les iris, il faudra choisir une base de données A qui contient les visages des individus $\{A_i\}$ et une base de données B qui contient les iris des individus $\{B_i\}$. Les identités virtuelles sont ensuite créées, en associant par exemple le visage de $\{A_1\}$ avec l'iris de $\{B_1\}$, le visage de $\{A_2\}$ avec l'iris de $\{B_2\}$, etc. C'est l'idée utilisée dans [165] ou [166] par exemple.

Nous avons utilisé les bases de données ORL et CASIA V3 pour effectuer un système multimodal. Nous avons généré 280 images pour la modalité de l'iris ainsi que pour la modalité du visage.

• **Tests d'identification sur la base ORL-CASIA**

Selon les résultats précédents (figure 4.2-4.3 et tableaux 4.1-4.2), nous générons quatre systèmes proposés, pour trouver un système biométrique multimodal efficace et robuste. Le premier système utilise la méthode DCT pour l'analyse du visage et la transformée de Hough pour l'analyse de l'iris. Le second utilise PCA pour le visage et la méthode du snake pour l'iris. Le troisième système utilise la méthode PCA pour le visage et la transformée de Hough pour l'iris. Enfin, le quatrième système utilise la DCT pour le visage et le snake pour l'iris. Les tests sont réalisés sur la base de données synthétiques multimodales ORL-CASIA. Dans cette section, nous évaluerons les performances de quatre systèmes biométriques multimodaux déjà proposés et nous montrerons l'effet de chaque méthode de fusion en faisant varier la méthode de normalisation Z-score et Min-Max dans le tableau 4.3 et le tableau 4.4 respectivement. L'objectif de cette section est de comparer les résultats et d'obtenir un système biométrique multimodal performant.

Tableau 4.3 Taux de reconnaissance de système d'identification multimodale (fusion et normalisation Z-score).

	Règle de fusion		
	Min	Max	Sum
Premier système	95%	82.5%	96.25%
Deuxième système	93.25%	36.25%	76%
Troisième système	95%	86.25%	98%
Quatrième système	95%	26.25%	72.5%

Tableau 4.4 Taux de reconnaissance de système d'identification multimodale (fusion et normalisation Min-Max).

	Règle de fusion		
	Min	Max	Somme
Premier système	95%	83.75%	97%
Deuxième système	93.75%	87.5%	78.75%
Troisième système	92.5%	81.25%	78.75%
Quatrième système	88.75%	58%	86.25%

Les performances des systèmes biométriques multimodaux (utilisant différentes méthodes de segmentation) associées à différentes permutations (normalisation, fusion) sont présentées via des valeurs de taux de reconnaissance et des courbes CMC (Cumulative Match Characteristic). Selon les résultats obtenus, la méthode de normalisation Z-score donne un meilleur taux de reconnaissance pour le troisième système proposé (voir Tableau 4.3) avec un taux de reconnaissance égale à 98%, et la méthode de normalisation Min-Max donne les

meilleurs résultats de reconnaissance égale à 97% pour le premier système. Ainsi, la méthode de normalisation Z-score est efficace et sera sélectionnée pour la conception finale et la construction de notre nouveau système biométrique multimodal choisie.

Comme nous l'avons remarqué, la règle de fusion "Min" donne des résultats acceptables par rapport à la règle "Max" pour tous les systèmes proposés. Quant à la règle de fusion "Somme" a donné de très bons résultats. Enfin, on peut retenir et choisir le troisième système qui apparaît le plus fiable et qui donne un taux de reconnaissance égale à 98% pour la méthode de normalisation "Z-score" et la fusion "Somme".

Les courbes CMC pour la normalisation Z-Score et la règle de fusion somme (troisième système) sont montrées sur la figure 4.4.

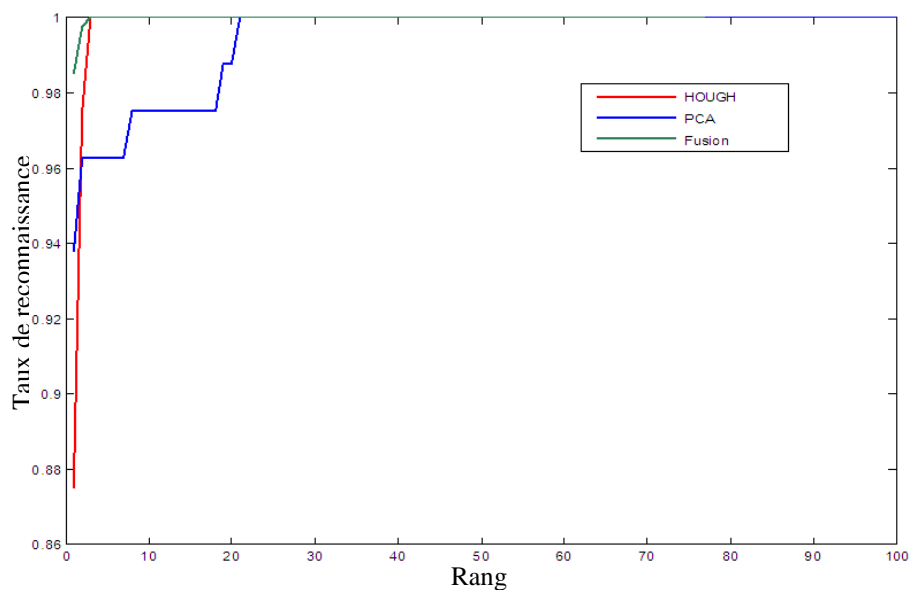


Figure 4.4 : Courbe CMC pour le système utilisant la normalisation Z-Score et la règle de fusion somme (troisième système).

4.4.5.1 Conception d'un nouveau système d'authentification biométrique multimodal de visage-iris

4.4.1 Système proposé

Dans cette partie, un système biométrique multimodal est proposé basé sur les modalités du visage et de l'iris, comme illustré dans la figure. 4.5. Ce système biométrique peut être divisé (comme tout système biométrique) en trois modules principaux, le prétraitement, extraction de caractéristiques et module d'appariement.

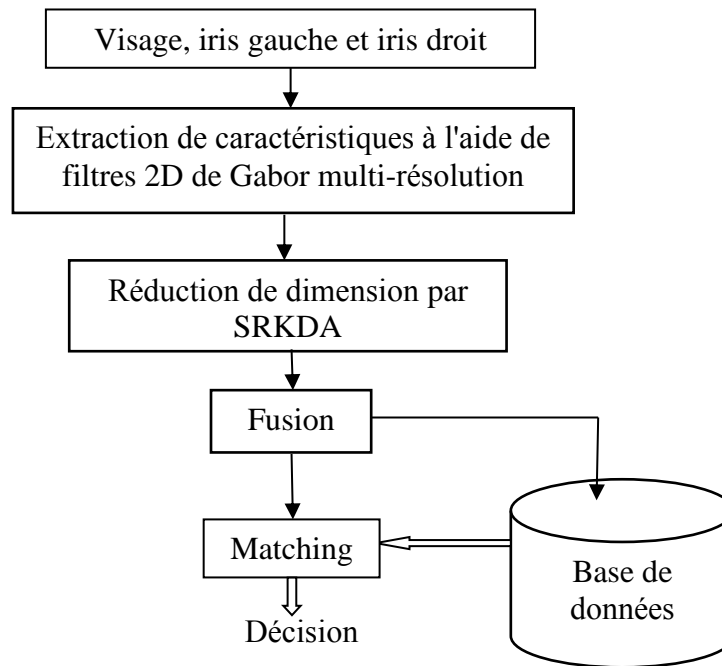


Figure 4.5 : Schéma du système biométrique multimodal proposé.

4.4.2 Prétraitement

L'étape de prétraitement de l'image vise à traiter les images du visage et de l'iris afin d'améliorer leur qualité et également d'extraire la région d'intérêt (ROI). Dans ce travail, les images de visage de la base de données CASIA Iris Distance sont déjà détectées. Afin d'obtenir la ROI du visage, l'image du visage est recadrée en utilisant les positions des centres des yeux gauche et droit qui sont détectées par l'algorithme de Viola et Jones.

L'algorithme Viola et Jones comporte quatre étapes : la sélection des caractéristiques de Haar, la création d'une image intégrale, l'entraînement Adaboost et les classifieurs en cascade [167]. Après l'étape de détection du visage, l'égalisation de l'histogramme est effectuée, elle augmente généralement le contraste global des images, en particulier lorsque les données utilisables de l'image sont représentées par des valeurs de contraste proches. Grâce à cet ajustement, les intensités peuvent être mieux réparties sur l'histogramme. La figure 4.6 montre un exemple du prétraitement appliqué sur une image de visage. Pour les images d'iris, les yeux sont détectés en utilisant l'algorithme de Viola Jones. Il est basé sur le principe qu'ils sont plus sombres que les autres parties de l'image du visage. Après la détection des yeux, les yeux gauche et droit sont séparés et la segmentation de l'iris est effectuée par l'algorithme de Hough.

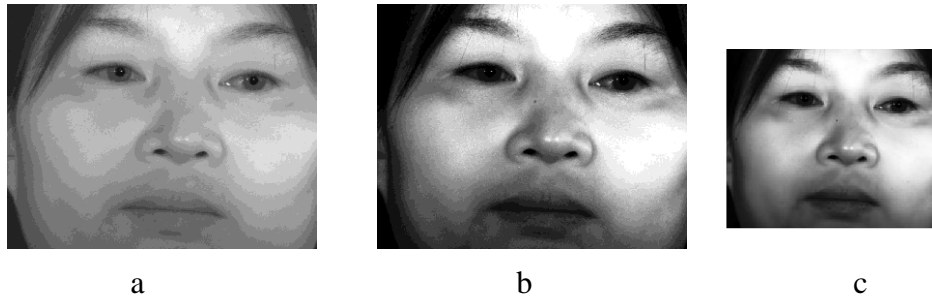


Figure 4.6 : Prétraitement de l'image de visage, (a) Image de visage, (b) Égalisation de l'histogramme, (c) Redimensionnement de l'image.

Nous avons utilisé la transformée de Hough et le détecteur de contour Canny pour déterminer le rayon et le centre de l'iris et la pupille de chaque image d'œil. La région de l'iris peut être approximée par deux cercles, un pour la limite iris / sclérotique et un autre dans la première limite iris / pupille. Après avoir extrait les contours (le centre de l'iris et la pupille de l'image de l'œil), les deux paupières (supérieure et inférieure) sont isolées en appliquant la transformation du Radon sur les contours horizontaux [129, 133]. La figure 4.7 montre différentes étapes constituant un prétraitement d'image d'iris : détection d'iris, segmentation et normalisation.

4.4.3 Extraction et réduction de caractéristiques

- **Filtre Log-Gabor 2D multirésolution** : Le filtre de Gabor a été utilisé dans plusieurs applications telles que l'amélioration d'image, la détection de contours, l'extraction de caractéristiques et le débruitage d'image. L'image d'entrée doit être transformée en une représentation de caractéristiques plus faciles pour un processus de classification. Les caractéristiques formées à partir des filtres de Gabor peuvent former un bon ensemble de caractéristiques car elles peuvent représenter localement des informations fréquentielles.

Les limitations du filtre de Gabor sont la présence d'une composante continue et d'une bande passante limitée à une octave. Cela conduit à utiliser le filtre Log-Gabor. Le filtre Log-Gabor unidimensionnel n'a pas de composante DC (composante continue) et permet d'utiliser une large bande passante mais uniquement dans une dimension. Sa fonction à la réponse en fréquence donnée par cette équation :

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (4.1)$$

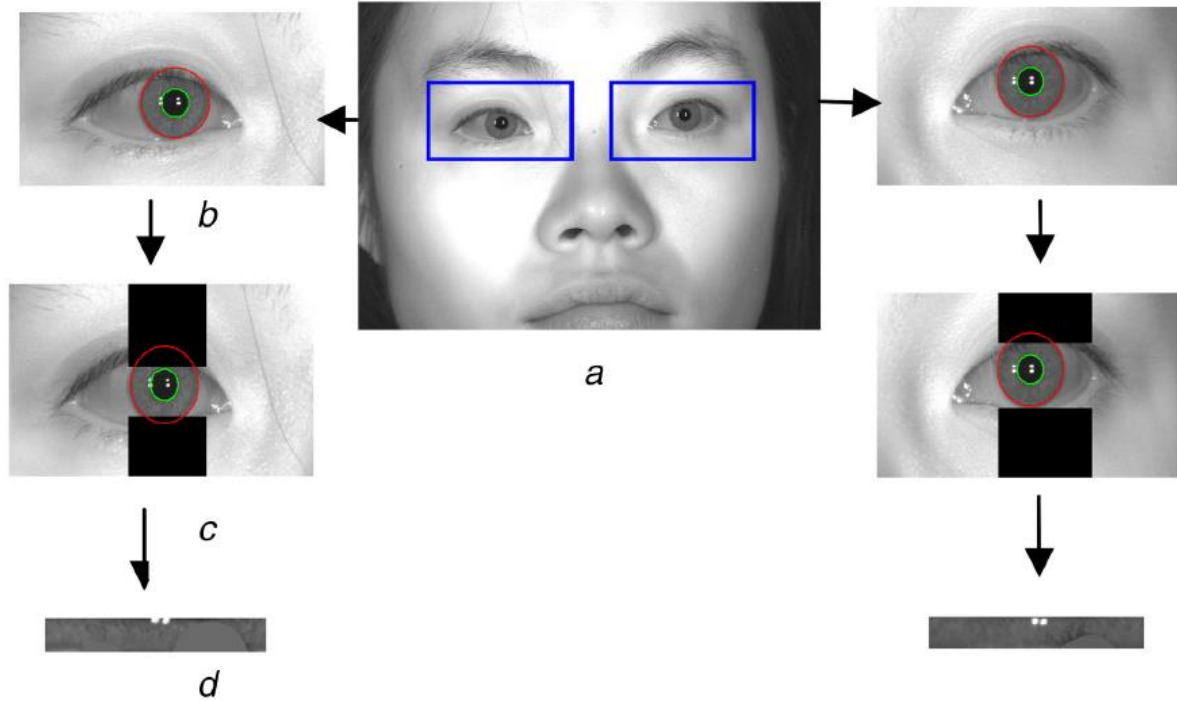


Figure 4.7 : Prétraitement de l'image de l'iris, (a) détection des yeux, (b) segmentation, (c) isolation de deux paupières supérieures et inférieures, (d) normalisation).

où f_0 et σ sont les paramètres du filtre. f_0 est la fréquence centrale du filtre, σ affecte la bande passante du filtre. Il est utile de conserver la même forme lorsque le paramètre de fréquence est modifié. Pour ce faire, le rapport σ/f_0 doit rester constant. Le filtre Log-Gabor bidimensionnel est utilisé pour capturer des caractéristiques bidimensionnelles.

En raison de sa dimension supplémentaire, le filtre n'est pas seulement conçu pour une fréquence particulière, mais est également conçu pour une orientation particulière. La composante d'orientation est une fonction de distance gaussienne selon l'angle en coordonnées polaires. Ce filtre est défini par l'équation suivante :

$$G(f, \theta) = \exp\left(\frac{-\log(f/f_0)^2}{2(\log(\sigma_f/f_0))^2}\right) \exp\left(\frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2}\right) \quad (4.2)$$

où f_0 est la fréquence centrale, σ_f le paramètre de largeur pour la fréquence, θ_0 l'orientation du centre, et σ_θ le paramètre de largeur de l'orientation. Ce filtre est appliqué à l'image en utilisant l'opération de convolution entre l'image et le filtre. Le filtre Log-Gabor 2D multirésolution $G(f_s, \theta_o)$ est un filtre Log-Gabor 2D utilisé dans différentes échelles (s) et orientations (o) [168, 169].

Dans ce travail, le filtre Log-Gabor 2D multirésolution est utilisé pour sélectionner les meilleurs paramètres. C'est la première utilisation du filtre Log-Gabor 2D pour l'extraction des

caractéristiques du visage et de l'iris dans un système biométrique multimodal. Elle fait l'objet d'une de nos contributions dans ce travail de thèse.

- **Analyse discriminante du noyau à régression spectrale (SRKDA, Spectral regression kernel discriminant analysis)** : LDA est utilisée pour trouver une matrice de projection, qui est optimisée pour séparer différentes classes d'objets. Lorsque les caractéristiques sont distribuées de manière non linéaire, l'analyse discriminante à noyau (KDA, kernel discriminant analysis) peut donner de meilleures performances que l'analyse par LDA et KDA, en introduisant une fonction noyau, qui correspond à la projection non linéaire.

Il doit calculer une décomposition propre de la matrice du noyau. Il est informatiquement très cher lorsque l'ensemble des données d'entraînement des caractéristiques est grand. Pour éviter ce problème, on utilise SRKDA, qui n'a besoin que de résoudre un ensemble de régression régularisée [170]. SRKDA qui est proposée par Cai et al. [170] est une technique puissante pour la réduction de la dimensionnalité des caractéristiques log-Gabor 2D multirésolution dans ce travail. L'algorithme SRKDA est décrit dans la référence [26].

4.4.4 Matching

Template biométrique générée par le filtre Log-Gabor 2D multirésolution combiné avec SRKDA dans le processus d'apprentissage est comparé par le modèle de test généré avec la même méthode d'extraction de caractéristiques. Différentes distances peuvent être utilisées telles que Manhattan, Mahalanobis, distance chi-carré (chi-square) etc. Dans notre étude, la distance euclidienne a été considérée.

4.4.5 Schéma de fusion proposé

Les modalités du visage, de l'iris gauche et de l'iris droit sont combinées pour construire le système biométrique multimodal. La fusion d'informations peut être réalisée à travers différents schémas de fusion : fusion au niveau de caractéristiques, fusion au niveau des scores et la fusion hybride. Le but de cette étude est de choisir le meilleur schéma de fusion qui donne les meilleures performances. La combinaison de caractéristiques de différentes modalités est réalisée en concaténant les vecteurs caractéristiques [126, 146]. Dans la fusion au niveau de scores, différentes techniques sont utilisées telles que la règle somme, la règle max, la règle min, la règle somme pondérée des scores donnés par différents matchers.

Dans ce système biométrique multimodal proposé, on utilise la fusion au niveau de caractéristiques du visage avec l'iris gauche. Après cela, on utilise aussi la fusion au niveau de scores du visage et de l'iris gauche et droit. À la fin, la règle OR est utilisée dans la fusion au niveau de décision. Le processus de fusion proposé est représenté sur la figure 4.8 [171].

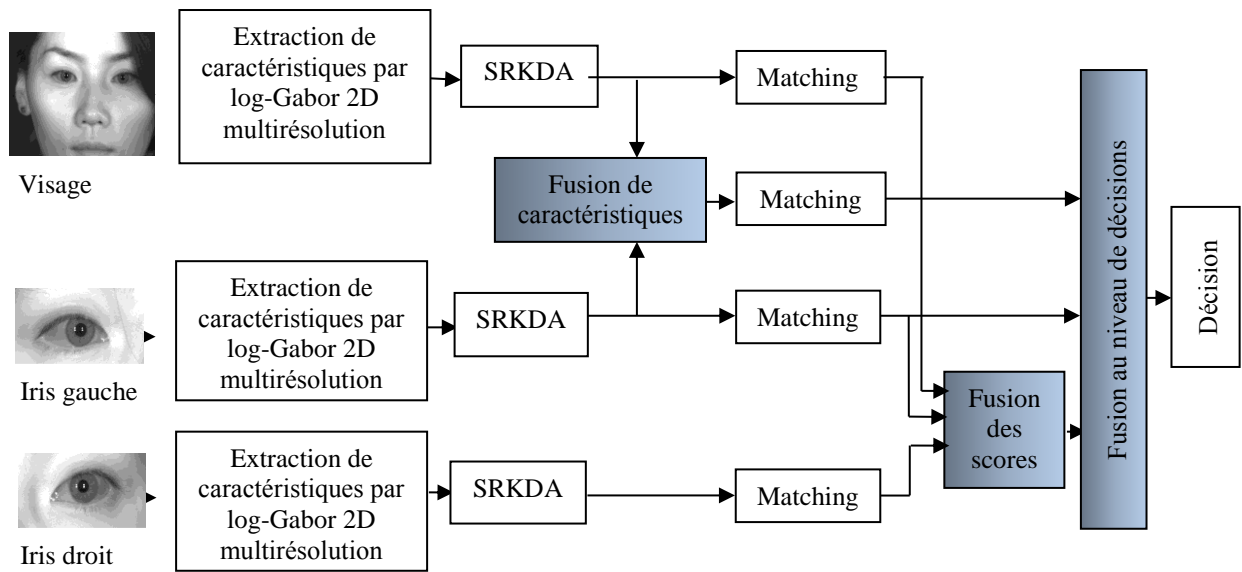


Figure 4.8 : Schéma du système biométrique multimodal visage-iris proposé basé sur la fusion hybride.

4.4.6 Résultats d'évaluation

La base de données CASIA Iris Distance est utilisée pour réaliser et évaluer les performances du système biométrique multimodal proposé. Cette base de données contient 142 sujets et un nombre total de 2567 images. La figure 4.9 montre quelques exemples d'images de la base de données CASIA Iris Distance. Le système proposé fonctionne en mode vérification, dans l'évaluation nous avons utilisé ce que l'on appelle une courbe (ROC), FAR, FRR, GAR et EER.

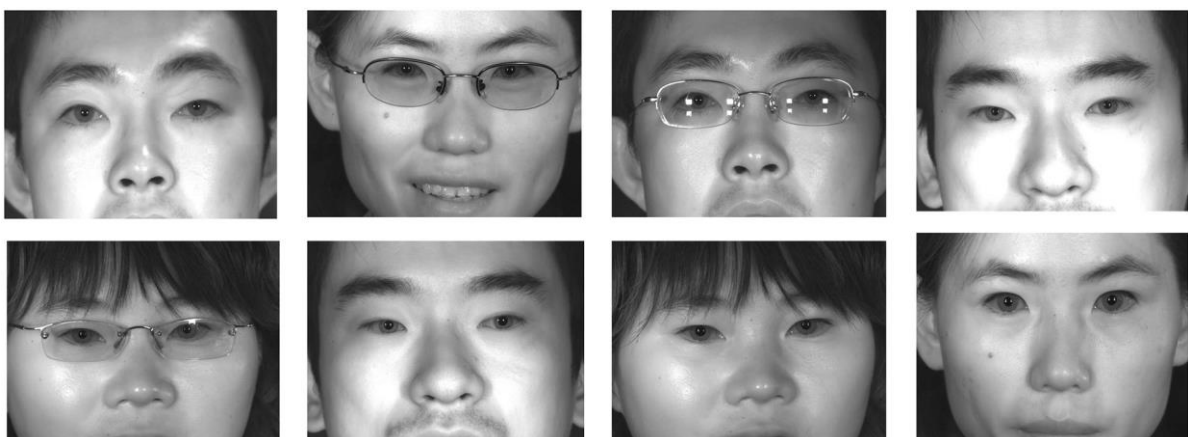


Figure 4.9 : Quelques images de la base de données CASIA Iris Distance.

Dans le système biométrique unimodal, 90 personnes sont utilisées où chaque personne a un ensemble d'images incluant le visage entier et les motifs d'iris des deux yeux [147]. Nous avons sélectionné dix images pour chaque personne dans la base de données. Cinq images sont utilisées pour l'apprentissage, tandis que le reste des images sont utilisées pour le test. Dans l'évaluation du processus de vérification, pour chaque image de test, le système calcule les scores de similarité entre ces images avec les images d'apprentissage dans la base de données.

La variation intraclasse calcule les similitudes entre les images de test et les images d'apprentissage d'individus de la même classe. Dans chaque classe, 45 tests sont calculés ce qui donne 45×90 au total. La variation inter-classe calcule les similitudes entre les images de test de l'individu dans chaque classe et les images d'apprentissage des individus dans d'autres classes. Ainsi, au total $(89 + 88 + 97 + \dots + 1) = 4005$ comparaisons inter-classes sont faites.

- **Visage :** Après l'étape de prétraitement du visage, l'extraction des caractéristiques est réalisée en utilisant le filtre de Log-Gabor 2D multirésolution avec SRKDA. Les images de visage utilisées dans cette expérience ont une taille de 1728×2352 pixels, et elles sont redimensionnées à 173×210 pixels. Chaque image de visage est convoluée avec un filtre Log-Gabor 2D après la sélection des paramètres d'échelles (s), d'orientations (o) et de rapport σ/f_o . Lorsque $s=5$ et $o=8$, la dimension des vecteurs caractéristiques obtenus est $40 \times 173 \times 210 = 1453200$. Ce vecteur est très grand. Puisque la forte corrélation entre les pixels adjacents dans une image, la redondance d'informations des Gaborette de visage est réduite en utilisant un sous-échantillonnage par un facteur de quatre dans les lignes et les colonnes, respectivement. Ce qui signifie que la taille du vecteur de caractéristiques est de $1\ 453\ 200 / (4 \times 4) = 90\ 825$.

Ce vecteur est normalisé à zéro moyenne et à variance unité, puis réduit en utilisant la technique SRKDA. La fonction du noyau SRKDA est une fonction gaussienne et son écart-type est de 0,02. La taille du vecteur de caractéristiques obtenu est : $C - 1 = 89$, où $C = 90$ est le nombre de classes dans la base de données.

Le meilleur choix de paramètres de filtre Log-Gabor 2D, tels que l'échelle (s), l'orientation (o), et le rapport σ/f_o donne les meilleures performances du système. Dans cette étude, nous avons utilisé $(s = 3, o = 4, \sigma/f_o = 0,65)$, $(s = 3, o = 4, \sigma/f_o = 0,85)$, $(s = 4, o = 5, \sigma/f_o = 0,65)$, $(s = 4, o = 5, \sigma/f_o = 0,85)$, $(s = 5, o = 8, \sigma/f_o = 0,65)$, et $(s = 5, o = 8, \sigma/f_o = 0,85)$.

Tableau 4.5 Évaluation des performances du système biométrique de visage.

s	o	σ/f_0	EER	Seuil	FAR	100-FRR
3	4	0.65	8.96%	0.101	0.82%	82.25%
3	4	0.85	8.27%	0.111	0.77%	82.25%
4	5	0.65	8.38%	0,113	0.84%	82.50%
4	5	0.85	6.86%	0.118	0.71%	84.00%
5	8	0.65	5.54%	0.126	0.62%	85.75%
5	8	0.85	3.43%	0.132	0.73%	90.75%

Le tableau 4.5 montre les performances d'évaluation du système biométrique unimodal de visage en utilisant différents paramètres du filtre Log-Gabor 2D multirésolution. D'après le tableau, le meilleur résultat de EER est de 3,43% pour un seuil de 0,132 et la valeur de FAR = 0,73% pour GAR = 90,75%, il est obtenu pour (s = 5, o = 8, et ratio $\sigma / f_0 = 0,85$).

La figure 4.10 représente la courbe ROC du système biométrique unimodal de visage, qui utilise les meilleurs paramètres du filtre Log-Gabor 2D multirésolution [171].

- **L'iris** : L'évaluation du système biométrique unimodal de l'iris est effectuée sur l'iris gauche et l'iris droit extrait de l'image du visage de la base de données CASIA Iris Distance. Les iris sont localisées, segmentées et normalisées comme le montre la figure 4.7, en utilisant l'algorithme de Daugman. La taille de l'image de l'iris normalisée est de 24×240 pixels.

Dans ce système, les caractéristiques sont extraites en utilisant un filtre Log-Gabor 2D multirésolution, après avoir choisi les paramètres d'échelle (s), d'orientation (o) et le rapport σ/f_0 . Les filtres Log-Gabor bidimensionnels sont convolués avec l'image de l'iris pour obtenir un vecteur de taille $40 \times 24 \times 240 = 230\,400$. Ce vecteur est réduit en utilisant SRKDA à $C - 1 = 89$ pixels. Pour les résultats d'évaluation de l'iris, les paramètres suivants du filtre log Gabor ont été choisis dans cette expérience: (s = 4, o = 5, $\sigma/f_0 = 0,65$), (s = 4, o = 5, $\sigma/f_0 = 0,85$), (s = 5, o = 8, $\sigma/f_0 = 0,65$), (s = 5, o = 8, $\sigma/f_0 = 0,85$).

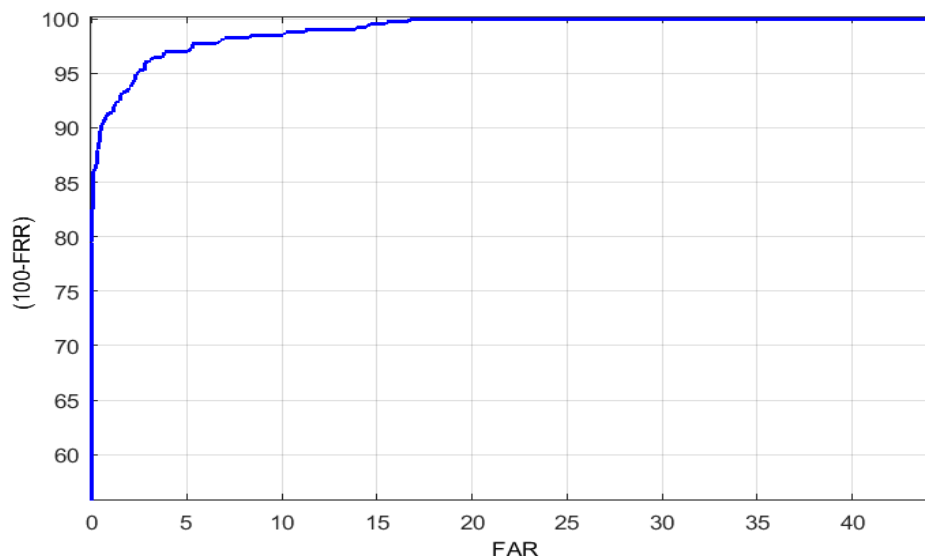


Figure 4.10 : Courbe ROC du système biométrique unimodal de visage.

Les meilleures performances sont obtenues, lorsque nous avons utilisé 40 filtres Log-Gabor 2D avec ($s = 5$, $o = 8$ et $\sigma/f_0 = 0.85$) pour le système d'iris gauche et droit. Pour l'iris gauche, il donne des résultats avec $EER = 1,43\%$ pour le seuil = 0,331 et montre que pour un $FAR = 0,60\%$, le $GAR = 97,50\%$. Pour l'iris droit, il donne des résultats avec $EER = 2.19\%$ pour le seuil= 0.301 et montre que pour un $FAR = 0.42\%$, le $GAR = 96.00\%$.

Le tableau 4.6 présente les résultats d'évaluation des performances du système d'iris en utilisant différents paramètres du filtre Log-Gabor multirésolution (échelle, orientation et rapport σ/f_0). Figures. 4.11 et 4.12 montrent les courbes ROC des systèmes biométriques unimodaux de l'iris gauche et de l'iris droit, respectivement, en utilisant les meilleurs paramètres du filtre Log-Gabor 2D multirésolution [171].

Tableau 4.6 Évaluation des performances du système biométrique de l'iris.

	s	o	σ/f_0	EER	Seuil	FAR	100-FRR
Iris gauche	4	5	0.65	4.02%	0.291	0.33%	94.50%
	4	5	0.85	3.71%	0.313	0.32%	95.32%
	5	8	0.65	2.16%	0.311	0.32%	96.00%
	5	8	0.85	1.43%	0.331	0.60%	97.50%
Iris droit	4	5	0.65	4.40%	0.275	0.70%	88.25%
	4	5	0.85	3.95%	0.298	0.60%	89.75%
	5	8	0.65	2.34%	0.309	0.47%	96.00%
	5	8	0.85	2.19%	0.301	0.42%	96.00%

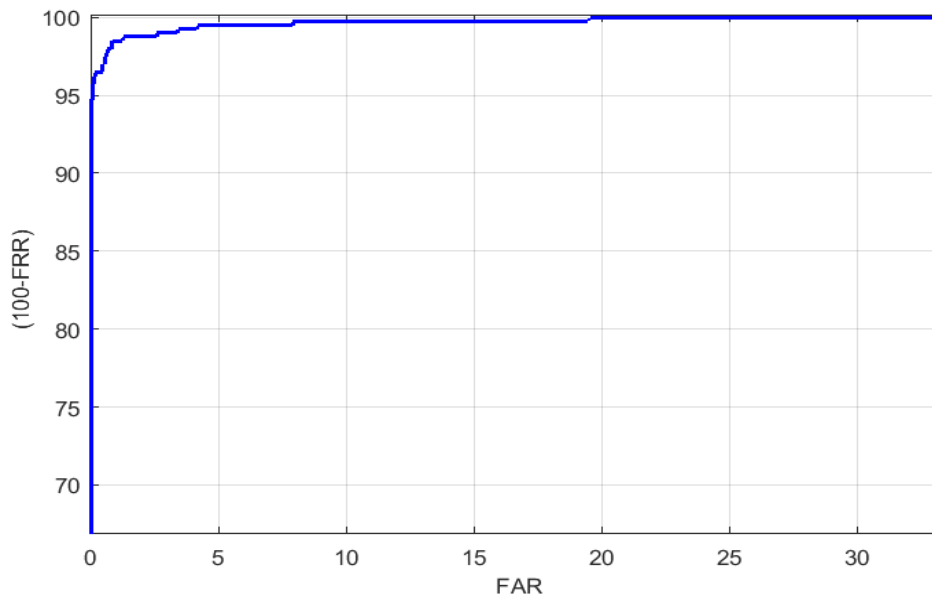


Figure 4.11 : Courbe ROC de système biométrique unimodal de l'iris gauche.

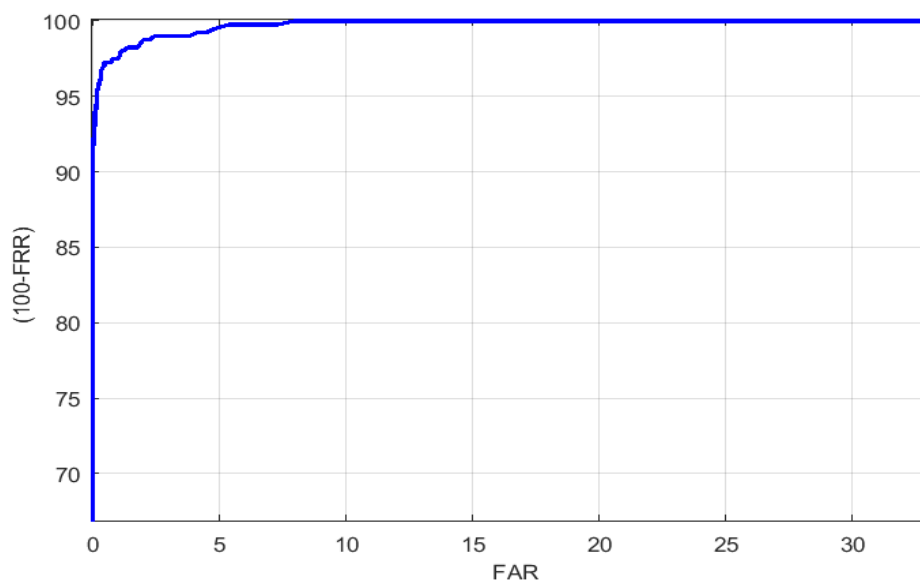


Figure 4.12 : Courbe ROC de système biométrique unimodal de l'iris droit.

4.4.6.2 Résultats d'évaluation de système biométrique multimodal proposé

Dans le système biométrique multimodal de visage-iris proposé, les caractéristiques sont extraites des images de visage et des deux iris en utilisant les meilleurs paramètres pour les banques de filtres Log-Gabor choisis dans les sous-sections précédentes et une fusion hybride. La fusion au niveau des caractéristiques et la fusion au niveau des scores du visage et des deux iris sont étudiées avant la construction du système biométrique multimodal proposé,

afin d'obtenir les meilleurs résultats d'évaluation du système biométrique basé sur la fusion au niveau des caractéristiques et au niveau de scores.

La fusion au niveau des caractéristiques, dans laquelle les vecteurs de caractéristiques sont concaténés. L'iris gauche combiné avec le visage donne des résultats de EER = 0,85% avec un seuil= 0,494 et à FAR = 0,34%, le GAR = 98,25%. L'iris droit combiné avec le visage donne des résultats de EER = 1,56% avec le seuil= 0,413 et à FAR = 0,59%, le GAR = 97,00%. Nous pouvons remarquer que le système biométrique multimodal basé sur l'iris et le visage gauche fournit le meilleur résultat par rapport au système biométrique multimodal basé sur le visage et l'iris droits.

Le tableau 4.7 présente les résultats de l'évaluation du système multimodal en utilisant la fusion au niveau de caractéristiques. La figure 4.13 montre les courbes ROC d'un système biométrique unimodal et multimodal basé sur les modalités de visage et l'iris gauche.

Tableau 4.7 Évaluation des performances du système biométrique multimodal de visage-iris par la fusion des caractéristiques.

Fusion de caractéristiques	EER	Seuil	FAR	100-FRR
Visage et l'iris gauche	0.85%	0.494	0.34%	98.25%
Visage et l'iris droit	1.56%	0.413	0.59%	97.00%

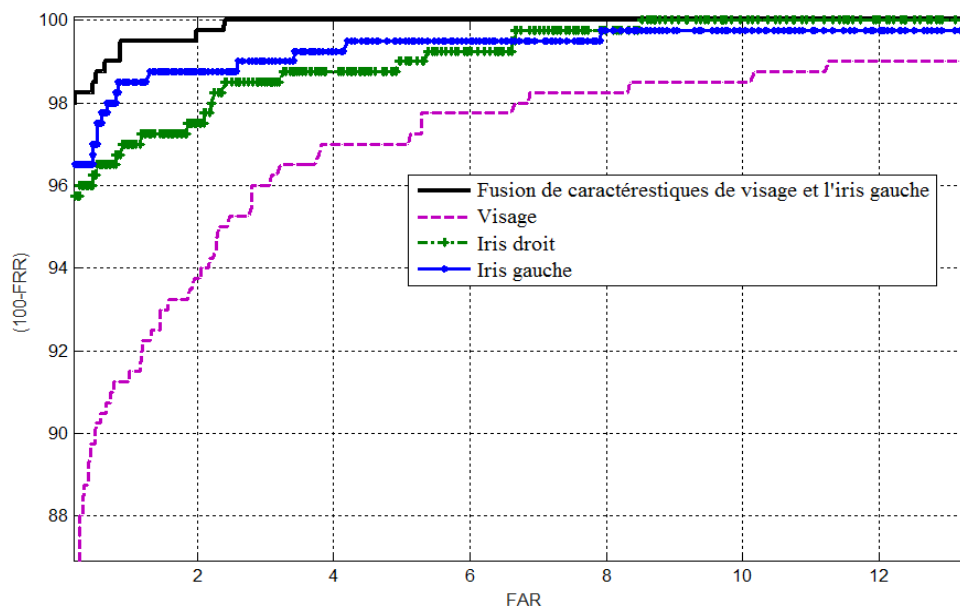


Figure 4.13 : Courbes ROC de systèmes biométriques unimodaux et multimodaux proposés utilisant la fusion au niveau de caractéristiques du visage et l'iris gauche.

La fusion au niveau de scores de l'iris gauche, de l'iris droit et du visage est obtenue en utilisant la règle de fusion somme, la règle min, la règle max et la règle de la somme pondérée.

Selon le tableau 4.8 des résultats d'évaluation, la règle somme donne un meilleur résultat avec EER = 0.32% pour seuil= 0.326 et à FAR = 0.12% le GAR = 98.75%. La figure 4.14 montre les courbes ROC des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux utilisant une fusion au niveau de scores avec la règle somme [171].

Tableau 4.8 Évaluation des performances de système biométrique multimodal basé sur le visage et les deux iris en utilisant la fusion de scores.

	EER	Seuil	FAR	100-FRR
Règle Min	0.51%	0.297	0.128%	97.25%
Règle Max	1.46%	0.331	0.49%	97.00%
Règle somme	0.32%	0.326	0.12%	98.75%
Règle somme pondéré	0.49%	0.310	0.17%	98.75%

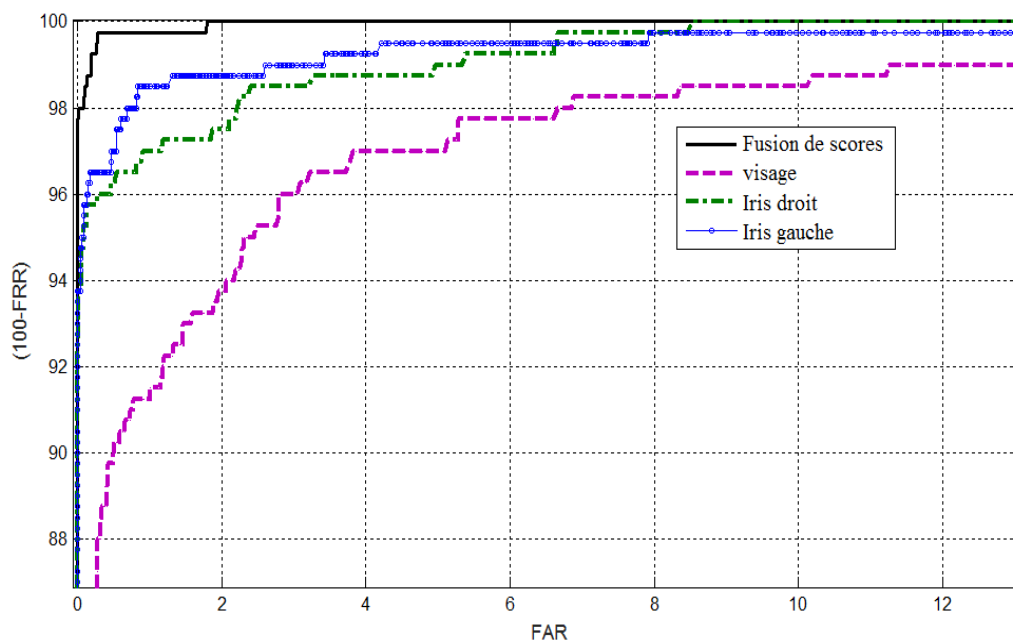


Figure 4.14 : Courbes ROC de système biométrique multimodal et unimodaux proposés par la fusion au niveaux des scores avec la règle somme.

Le système biométrique multimodal proposé, utilise la concaténation des caractéristiques de l'iris gauches et du visage ainsi la règle somme pour la fusion au niveau de score, de l'iris gauche et de l'iris droit. D'autre part, la règle OR est utilisée pour la fusion au niveau de décision obtenue à partir de l'iris gauche, la fusion au niveau des caractéristiques de l'iris gauche et le visage et la fusion des scores de l'iris gauche, l'iris droit et le visage comme montré dans la Figure 4.8.

Ce nouveau système proposé obtient le meilleur résultat EER (EER = 0,24% avec seuil de 0,493, FAR = 0,06%, GAR = 99,5%) comme indiqué dans le Tableau 4.9. En analysant les courbes ROC montrées sur la figure 4.15, on remarque que ce système biométrique multimodal proposé surpasse les systèmes biométriques unimodaux.

Tableau 4.9 Évaluation des performances du système biométrique multimodal visage-iris proposé.

	EER	Seuil	FAR	100-FRR
Méthode proposée	0.24%	0.493	0.06%	99.5%

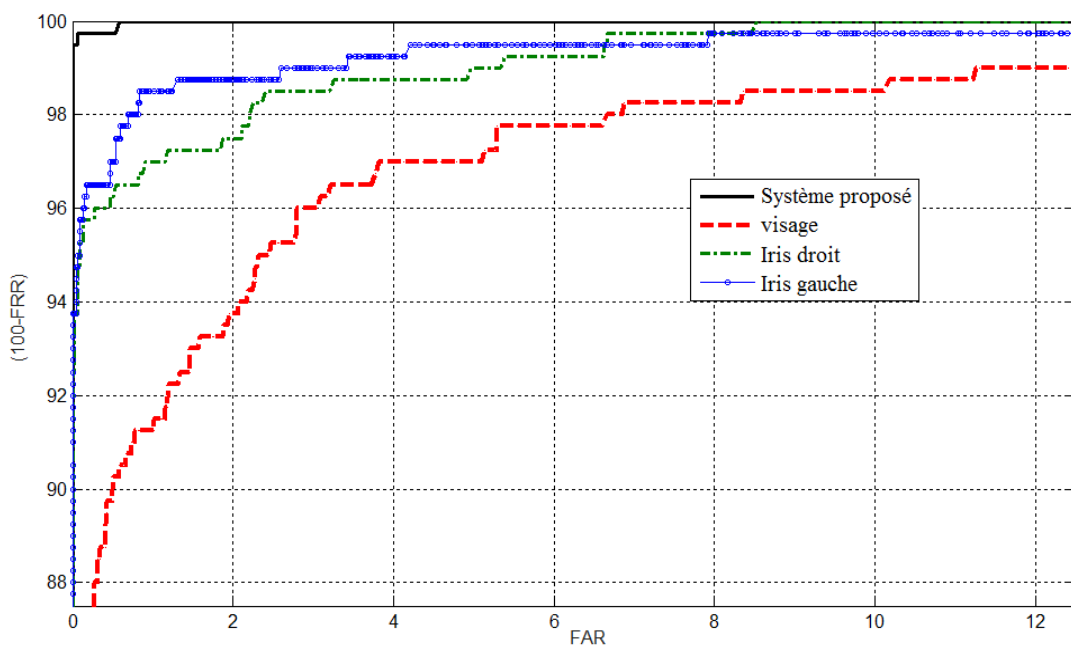


Figure 4.15 : Courbes ROC des systèmes biométriques unimodaux et système biométrique multimodal visage-iris proposé.

4.4.6.3 Comparaison des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux

Dans cette section, une étude comparative est faite entre les différents systèmes biométriques unimodaux et multimodaux en terme de performance obtenue (EER, FAR, et FRR). D'après le tableau 4.10, il est clair que les systèmes biométriques multimodaux basés sur la fusion au niveau des caractéristiques, la fusion au niveau de scores et la fusion hybride proposée donnent les meilleurs résultats d'EER, de 0,85, 0,32 et 0,24% respectivement et surpassent les systèmes biométriques unimodaux en utilisant seulement la modalité de visage, l'iris gauche et l'iris droit qui atteignent l'EER de 3,43, 1,43 et 2,19%, respectivement. Les résultats obtenus des systèmes biométriques multimodaux basés sur la fusion des

caractéristiques (FAR = 0,34%, le GAR = 98,5%), la fusion au niveau du score (FAR = 0,12%, le GAR = 98,75%) et la fusion hybride proposé (FAR = 0,24%, GAR = 99,5%) le dernier résultat de système proposé donne de meilleurs résultats par rapport aux systèmes biométriques unimodaux basé sur le visage (FAR = 0,73%, GAR = 90,75%), iris gauche (FAR = 0,60) %, le GAR = 97,50%), et basé sur l'iris droit (à FAR = 0,42%, GAR = 96,00%) en terme de FAR et GAR. D'un autre côté, le système biométrique multimodal proposé offre des performances supérieures par rapport à tous les systèmes biométriques unimodaux et systèmes biométriques multimodaux basés sur la fusion au niveau de caractéristiques et la fusion au niveau de scores.

Tableau 4.10 Comparaison des performances des systèmes biométriques unimodaux et multimodaux.

Système biométrique	EER, (%)	FAR, (%)	GAR, (%)
Visage	3.43	0.73	90.75
Iris droit	1.43	0.60	97.50
Iris gauche	2.19	0.42	96.00
Fusion de caractéristiques de visage et de l'iris gauche	0.85	0.34	98.25
Fusion de scores par la règle somme	3.32	0.12	98.75
Système proposé	0.24	0.06	99.50

Le Tableau 4.11 présente une étude comparative du système biométrique multimodal proposé avec certains systèmes biométriques multimodaux de visage-iris similaires et récents, qui ont été proposés [3, 138, 146, 159, 147, 148, 157], fonctionnant en mode de vérification. La plupart des systèmes proposés ont été examinés sur des bases de données virtuelles comme dans [3, 146, 138]. Récemment, il y a quelques systèmes proposés évalués sur la base de données réelle comme la base de données multimodale IV² et la base de données CASIA Iris Distance. À partir des résultats obtenus, on peut remarquer que notre système biométrique multimodal proposé atteint les meilleures performances en terme de (FAR et GAR) et a un EER plus bas par rapport à ceux proposés dans [147, 148, 157, 159], et évalués sur la base de données CASIA Iris Distance dans laquelle le même nombre d'images était utilisé dans le processus d'évaluation.

4.5 Conclusion

Nous avons enfin arrivé à faire la conception des deux systèmes biométriques multimodaux basés sur le visage et l'iris à différents niveaux de fusion et pour différents modes de fonctionnement. Dans le premier système, les tests confirment non seulement l'importance de la fusion biométrique, mais aussi la robustesse et l'efficacité du système multimodal proposé

(le troisième système avec la méthode de normalisation Z-score et la fusion par la règle somme). Nous sommes arrivés à proposer un système biométrique multimodal (performance robuste) ayant un taux de reconnaissance de 98%. Et un deuxième système, utilisant une fusion hybride (fusion au niveau de caractéristiques, fusion au niveau de score et fusion au niveau de décision en même temps). Les résultats expérimentaux ont démontré que le système multimodal proposé atteint une amélioration intéressante (jusqu'à 0,24% en termes d'EER) par rapport aux systèmes unimodaux et multimodaux exposés et étudiés dans ce travail.

Tableau 4.11 Comparaison de système biométrique multimodal proposée avec certains systèmes multimodaux récents et similaires basés sur le visage et l'iris.

Méthodes	Extraction de caractéristiques	Réduction de caractéristiques	Niveau de fusion	Base de données	EER
Wang et al. [172]	Visage : PCA and FDA Iris : 2D Gabor	/	Fusion des scores	NLPR pour l'iris de bonne qualité. ORL, MIT et Yale pour le visage.	EER=0%
Rattani et Tistarelli [146]	SIFT pour le visage et l'iris	Échantillonnage spatial	Fusion des caractéristiques	CASIA V3 pour l'iris, Equinox pour le visage	EER=0.05
Eskandariet Toygar [144]	LBP pour le visage/1D Log-Gabor pour l'Iris	particle swarm optimization (PSO)	Fusion des scores	FERET et BANCA pour le visage/UBIRIS pour l'iris	FERET et UBIRIS donne EER=0.025 BANCA et UBIRIS donne EER=0.005
Khiari-Hili et al. [151]	Visage : DoG combine avec LBP ^{U2} L'iris : Daugman	/	Fusion des scores	IV ² multimodale database	EER = 0.63%, EER = 0.96% en variation de qualité et multisession, respectivement
Miao et al. [147]	Visage : Gabor et LBP iris: (OMs)	AdaBoost algorithm	Fusion des scores	CASIA Iris Distance database	EER=0.39%
Sharifi et Eskandari [157]	1D Log-Gabor pour le visage et l'iris	Back tracking (BAS) Search Algorithm	Fusion hybride	CASIA Iris Distance pour le visage et l'iris	EER=0.27% ±0.41 avec FAR=0.01% et FRR=98.93 ±1.11
Méthode proposé	Log-Gabor 2D Multirésolution pour le visage et l'iris	Algorithm SRKDA	Fusion hybride	CASIA Iris Distance Pour le visage face et iris	EER=0.24% avec FAR=0.06% et FRR=99.5

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

La biométrie est un domaine à la fois passionnant et complexe, dont le nombre de recherches est en croissance continu. Il tente de faire la distinction entre des individus par l'utilisation de plusieurs outils mathématiques efficaces, ce qui nous obligeant à travailler dans un contexte de très grande diversité. Dans ce travail, nous nous sommes intéressés aux modalités de visage et de l'iris. Nous avons cherché à concevoir et développer des systèmes biométriques robustes, unimodaux basés sur la modalité de visage et multimodaux basés sur la modalité de visage et celle de l'iris, par l'intégration de nouvelles techniques donnant une meilleure performance et surmontant certaines limitations.

Afin de parvenir à cet objectif, notre travail s'est effectué en deux phases principales présentées dans ce document :

Dans la première phase, nous avons présenté les systèmes unimodaux d'identification de visage et de l'iris séparément, tout en soulignant les avantages et les inconvénients de chacun présentant ainsi un état de l'art des deux systèmes. Puis, nous sommes passés à présenter les deux contributions que nous avons réalisées en se focalisant sur l'extraction de caractéristiques lors de la conception de système de reconnaissance par le visage. Nous avons proposé aussi deux méthodes d'extraction de caractéristiques hybrides, la première repose sur les banques de filtres de Gabor et DLBP et la deuxième repose sur SSA et LDP. Ensuite nous avons présenté les résultats d'évaluation dans les bases de données ORL et FERET avec l'utilisation de deux classificateurs SVM et KNN. Cette étude démontre que la méthode d'extraction de caractéristiques joue un rôle très important pour la robustesse de système biométrique. L'utilisation des systèmes biométriques unimodaux souffre souvent de problèmes de non universalité, manque de précision causée par des données bruitées, etc. À cause de ces problèmes, les systèmes biométriques multimodaux semblent la solution remède et fiable pour arriver à de bonnes performances de système biométrique.

Dans la deuxième phase, nous avons présenté les systèmes biométriques multimodaux basés sur le visage et l'iris. Les différents niveaux de fusion choisis ainsi différentes architectures. Après nous avons présenté un état de l'art des travaux proposant des systèmes biométriques selon les niveaux de fusion utilisés. Nous avons proposé deux systèmes biométriques multimodaux.

Le premier système multimodal visage-iris implémenté, est basé sur la fusion et la normalisation des scores fonctionne en mode identification. D'après les résultats obtenus pour base de données ORL et CASIA V3, les tests confirment non seulement l'importance de la fusion biométrique, mais aussi la robustesse et l'efficacité du système multimodal proposé (le troisième système avec la méthode de normalisation Z-score et la fusion de la règle de somme), ce système atteint un taux de reconnaissance jusqu'à 98%.

Le deuxième système multimodal visage-iris que nous avons aussi proposé et implémenté, utilise un schéma de fusion hybride (fusion de niveau de caractéristique, fusion au niveau de score et fusion au niveau de décision en même temps). Les caractéristiques sont extraites par les banks de filtre de Gabor 2D, ensuite nous avons utilisé une méthode de sélection des caractéristiques pertinentes appelée SRKDA. L'évaluation de ce système proposé a été réalisée sur la base de donnée réelle CASIA Iris Distance. Les résultats obtenus montrent clairement que le système multimodal proposé atteint une amélioration intéressante (jusqu'à 0,24% en termes d'EER) par rapport aux systèmes unimodaux et multimodaux investigués et étudiés dans ce travail.

Les perspectives de cette thèse sont nombreuses, nous pouvons les articuler selon les points suivants :

- L'utilisation des méthodes de segmentation de l'iris et de détection de visage, reste un défi pour l'amélioration des performances des systèmes biométriques.
- Nous comptons étendre notre étude à l'évaluations de la sécurité des systèmes biométriques.
- Nous comptons aussi d'étendre notre étude à l'évaluation de la qualité des données biométriques utilisées.
- L'évaluation de la sécurité des systèmes biométriques et de la qualité des données biométriques, améliore beaucoup les performances de système biométrique.

Bibliographie

- 1 **A.K. Jain, P. Flynn, and A. Ross**, Handbook of biometrics. New York, Springer, 2007.
- 2 **A. Abaza, A. Ross, CH. Hebert, M.A.F. Harrison, and M.S. Nixon**. A survey on ear biometrics. ACM Embedded Computing Systems, **Vol. 45**, No. 2, pp. 22, March 2013.
- 3 **A. K. Jain, R. Bolle, and Sh. Pankanti**, Biometrics: personal identification in networked society. book on a specialized topic, Kluwer Academic Publisher, 1999.
- 4 **K. Aloui**, Caractérisation du cerveau humain : étude de la faisabilité en biométrie. Thèse de Doctorat, Université PARIS-EST, France, Décembre 2012.
- 5 **Acuity Market Intelligence**, The Future of Biometrics – Market Analysis, Segmentation & Forecasts, Insight into the Trends, Drivers & Opportunities that will shape the Industry through 2020. Rapport technique. Aout 2009.
- 6 **N. Hezil**, Méthode hybride en biométrie : application à la paume de la main & l'oreil. Thèse Doctorat Université de Guelma, Algerie, 2017.
- 7 **F. Perronnin, and J. Dugelay**, Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio-vidéo. Traitement du Signal, **Vol.19**, No. 4, 2002.
- 8 **N. Morizet**, Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris. Thèse doctorat, École Doctorale d'Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris, 2009.
- 9 **M. Golfarelli, D. Maio, and D. Maltoni**, On the error-reject trade-off in biometric verification systems. IEEE Transaction on Pattern Analysis and machine intelligence, **Vol. 19**, No. 7, pp. 786-796, 1997.
- 10 **T. Fawcett**, An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters (Elsevier), **Vol. 27**, No. 8, pp. 861-874, 2006.
- 11 **R. Beveridge, and M. Kirby**, Biometrics and face recognition. Information Science and Technology Colloquium, pp. 25, 2005.
- 12 **B. Heisele, P. Ho, and J. Wu**, Face recognition: component-based versus global approaches. Computer Vision and Image Understanding, **Vol. 91**, No. 1–2, pp. 6-21, 2003.
- 13 **A. K. Jain, B. Chandrasekaran**, Dimensionality and sample size considerations in pattern recognition practice. In: P.R. Krishnaiah, L.N. Kanal (Eds.), Handbook of Statistics, **Vol. 2**, pp. 835–855, 1982.
- 14 **A. Mellakh**, Reconnaissance des visages en conditions dégradées”. Thèse doctorat à Evry, Institut national des télécommunications, France, 2009.
- 15 **M. Turk, and A. Pentland**, Eigenfaces for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, **Vol. 3**, No. 1, pp. 71–86, 1991.
- 16 **S. Guerfi**, Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D. Thèse doctorat à l'université d'Evry-Val d'Essonne, France, 2008.
- 17 **P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman**, Eigenfaces vs. Fisherfaces : recognition using class specific linear projection. In: B. Buxton, R. Cipolla, (eds) Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science, **Vol. 1064**. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 43-58, 1996.
- 18 **M. Bartlett, J. Movellan, and T. Sejnowski**, Face recognition by independent component analysis. IEEE Transactions on Neural Networks, **Vol. 13**, No. 6, pp. 1450–1464, 2002.

- 19 **B. Scholkopf, A. Smola, and K. Muller**, Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem. *Neural Computation*, **Vol. 10**, No. 5, pp. 0899-7667, 1998.
- 20 **J. Shawe-Taylor, and N. Cristianini**, Kernel methods for pattern analysis. Cambridge University Press, New York, USA, June 2004.
- 21 **F. Bach, and M. Jordan**, Kernel independent component analysis. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 1-48, 2002.
- 22 **T. Zhang, B. Fang, Y. Y. Tang, Z. Shang, and B. Xu**, Generalized discriminant analysis: a matrix exponential approach. *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **Vol. 40**, No. 1, pp. 186-197, 2009.
- 23 **M. Belkin, and P. Niyogi**, Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation. *Neural Computation*, **Vol. 15**, No. 6, pp.1373-1396, 2003.
- 24 **R. Brunelli, and T. Poggio**, Face recognition: features versus templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **Vol. 15**, No. 10, pp. 1042-1052, 1993.
- 25 **A. Lanitis, C. J. Taylor, and T. F. Cootes**, Automatic face identification system using flexible appearance models. *Image and Vision Computing*, **Vol. 13**, No. 5, pp. 393-401, 1995.
- 26 **P. Viola, and M.J. Jones**, Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, **Vol. 57**, No. 2, pp. 137-154, 2004.
- 27 **D.G. Lowe**, Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, **Vol. 60**, No. 2, pp. 91-110, 2004.
- 28 **T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen**, Face recognition with local binary patterns. In: T. Pajdla, J. Matas, (eds) *Computer Vision, 2004, Lecture Notes in Computer Science*, **Vol. 3021**, pp. 469-481, Springer, Berlin, Heidelberg.
- 29 **V. Ojansivu, and J. Heikkila**, Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In: A. Elmoataz, O. Lezoray, F. Nouboud, D. Mammass, (eds) *Image and Signal Processing, 2008. Lecture Notes in Computer Science*, **Vol. 5099**. Springer, Berlin, Heidelberg.
- 30 **J. Kannala, and E. Rahtu**, BSIF: Binarized statistical image features. 21st International Conference on Pattern Recognition, November, Tsukuba, Japan , 2012.
- 31 **Ch. Singh, N. Mittal, and E. Walia**, Face recognition using zernike and complex zernike moment features. *Pattern Recognition and Image Analysis*, **Vol. 21**, No. 1, pp 71–81, 2011.
- 32 **T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Harwood**, A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognition*, **Vol. 29**, No. 1, pp. 51-59, January 1996.
- 33 **H. Jin, Q. Liu, H. Lu, and X. Tong**, Face detection using improved LBP under Bayesian framework. *International Conference on Image and Graphics*, pp. 306-309, Hong Kong, China, 2004.
- 34 **D. Huang, Y. Wang, and Y. Wang**, A robust method for near infrared face recognition based on extended local binary pattern. In: G. Bebis et al. (eds) *Advances in Visual Computing. ISVC 2007. Lecture Notes in Computer Science*, **Vol. 4842**. Springer, Berlin, Heidelberg.
- 35 **Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang**, A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, **Vol. 19**, No. 6, pp. 1657-1663, 2010.
- 36 **W. C. Zhang, S. G. Shan, W. Gao, X. Chen, and H. Zhang**, Local gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): A novel non-statistical model for face representation and recognition. *International Conference on Computer Vision, 2005, Beijing, China* .
- 37 **T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen**, Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **Vol. 28**, No. 12, pp. 2037–2041, Dec. 2006

- 38 **H. Ye, R. Hu, H. Yu, and R.I. Damper**, Face recognition based on adaptive soft histogram local binary patterns. Face Recognition Based on Adaptive Soft Histogram Local Binary Patterns. In: Z. Sun, S. Shan, G. Yang, J. Zhou, Y. Wang, Y. Yin, (eds) Biometric Recognition. Lecture Notes in Computer Science, **Vol. 8232**. Springer, Cham, 2013.
- 39 **V. Kumar, and B.S. Shreyas**, Face recognition using Gabor wavelets. Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA, 2006.
- 40 **W.P. Choi, SH. Tse, K.W. Wong, and K.M. Lam**, Simplified Gabor wavelets for human face recognition, Pattern Recognition, **Vol. 41**, No. 3, pp. 1186-1199, 2008.
- 41 **Z. Delong, and Z. Junbin**, Face recognition algorithm based on Gabor wavelet coefficients fusion, World Congress on Computer Science and Information Engineering, Los Angeles, USA, 2009.
- 42 **F. Zernike**, Diffraction theory of the cut procedure and its improved form, the phase contrast method". Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, **Vol. 94**, 377–384, 1934.
- 43 **D. Reisfeld, and Y. Yeshurun**, Preprocessing of face images: Detection of features and pose normalization. Computer Vision and Image Understanding, **Vol. 71**, No. 3, pp. 413-430, 1998.
- 44 **A. J. Nor'aini, P. Raveendran, and N. Selvanathan**, Human Face Recognition using Zernike moments and Nearest Neighbor classifier. *Conference on Research and Development, Selangor, Malaysia, June, 2006*.
- 45 **Ch. Singh, N. Mittal, and E. Walia**, Face recognition using Zernike and complex Zernike moment features. Pattern Recognition and Image Analysis, **Vol. 21**, No. 1, pp. 71–81, 2011
- 46 **E. Sariyanidi, V. Dagli, S. C. Tek, B. Tunç, and M. Gökmen**, Local Zernike Moments: A new representation for face recognition, International Conference on Image Processing, Orlando, FL, USA, 2012.
- 47 **Z. Li, J. Imai, and M. Kaneko**, Robust face recognition using block-based bag of words. 20th International Conference on Pattern Recognition, pp. 1285–1288, Istanbul, Turkey, 2010.
- 48 **J. Qian, J. Yang, and G. Gao**, Discriminative histograms of local dominant orientation for biometric image feature extraction. Pattern Recognition, **Vol. 46**, No. 10, pp. 2724-2739, 2013
- 49 **Z. Sun, L. Wang, and T. Tan**, Ordinal feature selection for Iris and palmprint recognition. IEEE Transactions on Image Processing, **Vol. 23**, No. 9, pp. 3922-3934, 2014.
- 50 **A. Ouamane**, Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D. Thèse doctorat à l'Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2015.
- 51 **S. Chang, D. Xiaoqing, and F. Chi**, Histogram of the Oriented Gradient for Face Recognition. Tsinghua Science And Technology, **Vol. 16**, No. 2, pp. 216-224, April 2011.
- 52 **M. Slavković, B. Reljin, A. Gavrovska, and M. Milivojević**, Face recognition using Gabor filters, PCA and neural networks. 20th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, Bucharest, Romania, July 2013.
- 53 **H. Yan, P. Wang, W.D. Chen, and J. Liu**, Face Recognition Based on Gabor Wavelet Transform and Modular 2DPCA", International Conference on Power Electronics and Energy Engineering, Hong Kong, China 2015.
- 54 **Y. Su, S. Shan, X. Chen, and W. Gao**, Hierarchical ensemble of global and local classifiers for face recognition. IEEE Transactions on Image Processing, **Vol. 18**, No. 8, pp. 1885–1896, 2009.
- 55 **Y. Yan, H. Wang, and D. Suter**, Multi-subregion based correlation filter bank for robust face recognition. Computer Vision and Pattern Recognition, **Vol. 47**, No. 11, pp. 3487-3501, 2014.
- 56 **M. Yang, L. Zhang, S. Ch. Shiu, and D. Zhang**, Robust kernel representation with statistical local features for face recognition. IEEE transactions on neural networks and learning systems, **Vol. 24**, No. 6, pp. 900 - 912 , 2013.

- 57 **N.S. Vu**, Exploring Patterns of Gradient Orientations and Magnitudes for Face Recognition. IEEE transactions on information forensics and security, **Vol. 8**, No. 2, pp. 295 - 304 , 2012.
- 58 **S. Chakraborty, S. K. Singh, and P. Chakraborty**, Centre symmetric quadruple pattern: A novel descriptor for facial image recognition and retrieval. Pattern Recognition Letters, 2017, <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2017.10.015>.
- 59 **S. Chakraborty, S. K. Singh, and P. Chakraborty**, Local quadruple pattern: a novel descriptor for facial image recognition and retrieval. Computers & Electrical Engineering, **Vol. 62**, pp. 92-104, 2017. doi:10.1016/j.compeleceng.2017.06.013.
- 60 **J. R. Matey, O. Naroditsky, and K. Hanna**, Iris on the Move: Acquisition of Images for Iris Recognition in Less Constrained Environments. Proceedings of the IEEE, **Vol. 94**, No. 11, pp. 1936 – 1947, 2006.
- 61 **J. Daugman**, How Iris Recognition Works. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, **Vol. 14**, No. 1, pp. 21-30, 2004.
- 62 **R.P. Wildes**, Iris recognition: an emerging biometric technology. Proceedings of the IEEE , **Vol. 85**, No. 9, pp. 1348-1363, 1997.
- 63 **S. Lim, K. Lee, T. Kim, and T. Kim**, Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier. Electronics and Telecommunications Research Institute Journal, **Vol. 23**, No. 2, juin 2001.
- 64 **CL. TISSE**, Contribution à la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l’iris. Thèse de doctorat de l’université de Montpellier II, France, Octobre 2003.
- 65 **B. Ammour**, Système biométrique multimodal pour l’authentification des personnes. Mémoire de magister à l’Université de Mohammed Seddik BENYAHIA-Jijel, Algérie, 2012.
- 66 **E. Krichen**, Reconnaissance des personnes par l’Iris en mode dégradé. Thèse de doctorat à l’Université d’Evry-Val d’Essonne, France, 2007.
- 67 **K.W. Bowyer, K. Hollingsworth, and P. J. Flynn**, Image understanding for iris biometrics: A survey. Computer Vision and Image Understanding, **Vol. 110**, No. 2, pp. 281-307, May 2008.
- 68 **E. Krichen**, Reconnaissance des personnes par l’iris en mode dégradé, l’école doctorale Sitevry en co-accréditation avec l’Université d’Evry-Val d’Essonne, France, 2007.
- 69 **C. Tisse, L. Martin, L. Torres, and M. Robert**, Person identification technique using human iris recognition. 15th International Conference on Vision Interface, pp. 294-299, 2002.
- 70 **L. Masek**, Recognition of human iris patterns for biometric Identification. Thèse de Master présentée à l’Université de Western Australia, Australie, 2003.
- 71 **X. Liu, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn**, Experiments with an improved iris segmentation algorithm. Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Technologies, Buffalo, New York, USA, 2005.
- 72 **S. Shah, and A. Ross**, Iris segmentation using geodesic active contours. IEEE Transactions on Information Forensics Security, **Vol. 4**, No. 4, pp. 824-836, 2009.
- 73 **V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro**, On geodesic active contours. International Journal on Computer Vision, **Vol. 22**, No. 1, pp. 61-79, 1997.
- 74 **M. Vatsa, R. Singh, and A. Noore**, Improving iris recognition performance using segmentation, quality enhancement, match score fusion, and indexing. IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics, **Vol. 38**, No. 4, pp. 1021-1035, 2008.
- 75 **M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos**, Snakes: Active Contour Models. International Journal of Computer Vision, **Vol. 1**, No. 4, pp. 321-331, 1987. January 1988.
- 76 **J. Daugman**, Probing the uniqueness and randomness of IrisCodes: Results from 200 billion iris pair comparisons, Proceedings of the IEEE, **Vol. 94**, No. 11, pp. 1927- 1935, 2007.

- 77 **X. Liu**, Optimizations in Iris Recognition. A Dissertation Submitted to the Graduate School of the University of Notre Dame in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Computer Science, 2007.
- 78 **S. Osher, and R. Fedkiw**, Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces. New York, Springer-Verlag, 2003.
- 79 **M. Vatsa, R. Singh, and A. Noore**, Improving Iris Recognition Performance Using Segmentation, Quality Enhancement, Match Score Fusion, and Indexing. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **Vol. 38**, No. 4, 2008.
- 80 **J. Daugman**, High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, **Vol. 15**, No. 11, 1993.
- 81 **W. K. Kong, D. Zhang, and W. Li**, Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters, *Pattern Recognition*, **Vol. 36**, No. 10, pp. 2339-2347, October 2003.
- 82 **W. W. Boles, and B. Boashash**, A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE transactions on signal processing*, **Vol. 46**, No. 4, pp. 1185–1188, 1998.
- 83 **C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, and D. Martin-Roche**, Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, **Vol. 17**, No. 10, 2002.
- 84 **D. M. Monro, S. Rakshit, and D. Zhang**, DCT-Based Iris Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **Vol. 29**, No. 4, pp. 586-595, 2007.
- 85 **L. J. Rodriguez-Aragon, and A. Zhigljavsky**, Singular spectrum analysis for image processing. **Vol. 3**, No. 3, pp. 419–426, 2010.
- 86 **M. Yahiaoui**, Modèles statistiques avancés pour la segmentation non supervisée des images dégradées de l'iris. Doctorat de l'université Paris-Saclay, France, 2017.
- 87 **B. Ammour, T. Bouden, and S. Biad**, Face identification using local and global features. *Telecommunications and Signal Processing*, Barcelona, Spain, 2017.
- 88 G. Ye and G. Kao, "The Face Recognition Algorithm Based on Double Coding Local Binary Pattern". 13th International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering and Science (DCABES), pp. 292–294, Xian Ning, China, 2014.
- 89 **M. Haghghat, S. Zonouz, and M. Abdel-Mottaleb**, CloudID: Trustworthy cloud-based and cross-enterprise biometric Identification". *Expert Systems with Applications*. **Vol. 42**, No. 21, pp. 7905–7916, 2015.
- 90 **G. Baudat, and F. Anouar**, Generalized discriminant analysis using a kernel approach. *Neural Computation*, **Vol. 12**, No. 10, pp. 2385–2404, 2000.
- 91 **H. Hassani**, Singular Spectrum Analysis: Methodology and Comparison. *Journal of Data Science*, **Vol. 5**, No. 1, pp. 239-257, 2007.
- 92 **C. Chatfield**, The Analysis of Time Series: An Introduction. Chapman & Hall/CRC Texts in Statistical Science, pp. 352, 2003.
- 93 **N.E. Golyandina, K.D. Usevich, and I.V. Florinsky**, Filtering of digital terrain models by two-dimensional singular spectrum analysis". *International Journal of Ecology and Development*, **Vol. 8**, No. 7, pp. 81–94, 2007.
- 94 **N. E. Golyandina, and K. D. Usevich**, An algebraic view on finite rank in 2D-SSA. *Proceedings of the 6th St.Petersburg Workshop on Simulation Proceedings*. **Vol. 1**, pp. 308–313, 2009.
- 95 **N.E. Golyandina, and K.D. Usevich**, 2D-extension of singular spectrum analysis: algorithm and elements of theory. In: *Matrix Methods: Theory, Algorithms, Applications* World Scientific, pp. 450–474, 2009.

- 96 **L. J. Rodriguez-Aragon, and A. Zhigljavsky**, Singular spectrum analysis for image processing. **Vol. 3**, No. 3, pp. 419-426, 2010.
- 97 **T. Jabid, H. Kabir, and O. Chae**, Local Directional Pattern (LDP) for Face Recognition. International Conference on Consumer Electronics , Las Vegas, NV, USA, 2010.
- 98 **L. Shang, D. Huang, J-X. Du, and Ch.H. Zheng**, Palmprint recognition using Fast ICA algorithm and radial basis probalistic neural network. Neurocomputing, **Vol. 69**, No. 13-15, pp. 1782-1786, 2006.
- 99 **V. Vapnik**, The nature of statistical learning theory. Information Science and Statistics, Springer science, New York, 2000.
- 100 **C.C. Chang, and C.J. Lin**, LIBSVM: a library for support vector machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- 101 **ORL face database**. <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>
- 102 **P. Phillips, H. Moon, S.A. Rizvi, and P.J. Rauss**, The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **Vol. 22**, No. 10, pp. 1090-1104, 2000.
- 103 **The FERET Database**. Available at <http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/>.
- 104 **A. K. Jain, and A. Ross**, Multibiometric systems. Communications of the ACM, special issue on multimodal interfaces, **Vol. 47**, No. 1, pp. 34-40, 2004.
- 105 **K. Roy, B. O'Connor, F. Ahmad, and M.S. Kamel**, multibiometric system using level set, modified LBP and random forest. International journal of image and graphics, **Vol. 14**, No. 3, pp. 1-19, 2014.
- 106 **L. Gader, B. Forester, M. Ganzberger, A. Gillies, B. Mitchell, M. Whalen, and T. Yocum**, Recognition of handwritten digits using template and model matching. Pattern Recognition, **Vol. 24**, No. 5, pp. 421-431, 1991.
- 107 **C. Sanderson, and K.K. Paliwal**, Information fusion for robust speaker verification. In Seventh European Conference on Speech Communication and Technology, Aalborg, Denmark, 2001.
- 108 **S. Lyengar, L. Prasad, and H. Min**, Advances in distributed sensor integration: application and theory, Prentice Hall, pp. 1-273, 1995.
- 109 **Y. Moon, H. Yeung, K. Chan, and S.O. Chan**, Template synthesis and image mosaicking for fingerprint registration : An experimental study. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Montreal, Que, Canada, 2004.
- 110 **S. Noushath, M. Imran, K. Jetly, A. Rao, and G. H. Kumar**, Multimodal biometric fusion of face and palmprint at various levels. International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, Mysore, India, 2013.
- 111 **M. Faundez-Zanuy**, Data fusion in biometrics. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, **Vol. 20**, No. 1, pp. 34-38, 2005.
- 112 **R.N. Kankrale and S.D. Sapkal**, Template level concatenation of iris and fingerprint in multimodal biometric identification systems. International Journal of Electronics, Communication & Soft Computing Science & Engineering, **Vol. 2**, pp. 29-36, 2012.
- 113 **P. Verlinde, P. Druyts, G. Cholet, and A. Marc**, Applying Bayes based classifiers for decision fusion in a multi-modal identity verification system. International Symposium on Pattern Recognition, February 1999.
- 114 **L. Lam, and C. Suen**. Application of majority voting to pattern recognition : an analysis of its behavior and performance. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic, **Vol. 27**, No. 5, pp. 553-568, 1997.

- 115 **L. Lam, and C. Suen**, Optimal combinations of pattern classifiers. *Pattern Recognition Letters*, **Vol. 16**, No. 9, pp. 945–954, 1995.
- 116 **L. Xu, A. Krzyzak, and C. Suen**, Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, **Vol. 22**, No. 3, pp. 418–435, 1992.
- 117 **T. Ho, J. Hull, and S. Srihari**, Decision Combination in Multiple Classifier Systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **Vol. 16**, No. 1, pp. 66–75, 1994.
- 118 **K. A. Toh, and W. Y. Yau**, Combination of hyperbolic functions for multimodal biometrics data fusion. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **Vol. 34**, No. 2, pp. 1196–209, 2004.
- 119 **A. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross**, Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognition*, **Vol. 38**, No. 12, pp. 2270–2285, 2005.
- 120 **R. Snelick, and M. Indovina**, Large-Scale Evaluation of Multimodal Biometric Authentication Using State-of-the-Art Systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **Vol. 27**, No. 3, pp. 450–455, 2005.
- 121 **F. Hampel, P. Rousseeuw, E. Ronchetti, and W.A. Stahel**, *Robust Statistics : The Approach Based on Influence Functions*. John Wiley & Sons, 1986. <https://archive-ouverte.unige.ch/unige:23238>
- 122 **R. Connaughton**, *Fusion of face and iris biometrics using a stand-off video*. Thèse doctorat de l’université de Notre Dame, Indiana, 2012.
- 123 **B. Son, and Y. Lee**, “Biometric authentication system using reduced joint feature vector of iris and face. In: T. Kanade, A. Jain, N.K. Ratha, (eds) *Audio and Video-Based Biometric Person Authentication*, Springer Berlin/ Heidelberg, pp. 513–522, 2005.
- 124 **The ORL Database of Faces**. <http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>
- 125 **The IIS Face Database**. <http://smart.iis.sinica.edu.tw/index.html>
- 126 **A. Rattani, and M. Tistarelli**, Robust multi-modal and multi-unit feature level fusion of face and iris biometrics. In: M. Tistarelli, M.S. Nixon, (eds) *Advances in Biometrics*, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 960-969, 2009.
- 127 **CASIA-IrisV3**. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>
- 128 Equinox face database. <http://www.equinoxsensors.com/products/HID.html>
- 129 **Z. Wang, E. Wang, Sh. Wang, and Qun Ding**, Multimodal Biometric System Using Face-Iris Fusion Feature. *Journal of computers*, **Vol. 6**, No. 5, pp. 931-938, 2011.
- 130 **Yale Face Database**. <http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>
- 131 **K. Roy, B. O’Connor, and F. Ahmad**, Multibiometric System Using Level Set, Modified LBP and Random Forest. *International Journal of Image and Graphics*, **Vol. 14**, No. 3, pp. 1-19, 2014.
- 132 **CASIA-IrisV4**. <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4>
- 133 **Q. Wang, B.Zhu1, Y. liu, and X. Lijun, and Z. Yao**, Iris-face fusion and security analysis based on fisher discriminant. *International journal on smart sensing and intelligent systems*, **Vol. 8**, No. 1, pp. 387-407, 2015.
- 134 **G. Huo, Y. Liu, X. Zhu, H. Dong, and F. He**, Face–iris multimodal biometric scheme based on feature level fusion, *Journal of Electronic Imaging*, **Vol. 24**, No. 6, 2015.
- 135 **PIE face database**. http://www.ri.cmu.edu/research_project_detail.html?project_id=418&menu_id=261
- 136 **CASIA iris database**. version V4-Lamp: <http://biometrics.idealtest.org>.

- 137 **C. H. Chen, and C. T. Chu**, Fusion of Face and Iris Features for Multimodal Biometrics. In: D. Zhang, A.K. Jain, (eds) *Advances in Biometrics. Lecture Notes in Computer Science*, **Vol 3832**. Springer, Berlin, Heidelberg, pp 571-580, 2005.
- 138 **Z. Zhang, R.Wang, K. Pan, S.Z. Li, and P. Zhang**, Fusion of Near Infrared Face and Iris Biometrics. In: SW. Lee, S.Z. Li, (eds) *Advances in Biometrics, Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg, **Vol. 4642**, pp. 172-180, 2007.
- 139 **N. Morizet, and J. Gilles**, A new adaptive combination approach to score level fusion for face and iris biometrics combining wavelets and statistical moments. 4th International Symposium on Advances in Visual Computing, **Vol. 5359**, pp. 661-671, 2008.
- 140 **P. J. Philips, H. Wechsler, J. Huang, P.J. Rausst**, The FERET database and evaluation procedure for face recognition algorithms. *Image and Vision Computing*, **Vol. 16**, No. 5, pp. 295–306, 1998.
- 141 **F. Wang, and J. Han**, Multimodal biometric authentication based on score level fusion using support vector machine. *Opto–Electronics*, **Vol. 17**, No. 1, pp. 59–64, 2009.
- 142 UBIRIS Iris Database. <http://iris.di.ubi.pt>
- 143 **H.F. Liau, and D. Isa**, Feature selection for support vector machine-based face-iris multimodal biometric system, *Expert Systems with Applications*, **Vol. 38**, No. 9, pp. 11105-11111, 2011.
- 144 **S. Lin, Y. Wang, T. Xu, and Y. Tang**, Palmprint and Palm Vein Multimodal Fusion Biometrics Based on MMNBP. In: You Z. et al. (eds) *Biometric Recognition. CCB. Lecture Notes in Computer Science*, **Vol. 9967**, Springer, Cham, pp 326-336, 2016.
- 145 **S. M. Sim, H. Asmuni, R. Hassan, and R. M. Othman**, Multimodal biometrics: Weighted score level fusion based on non-ideal iris and face images. *Expert Systems with Applications*, **Vol. 41**, No. 11, pp. 5390-5404, 2014.
- 146 **M. Eskandari, and O. Toygar**, Fusion of face and iris biometrics using local and global feature extraction methods. *Signal, Image and Video Processing*, **Vol. 8**, No. 6, pp. 995–1006, 2014.
- 147 D. Miao, M. Zhang, Zh. Sun, T. Tanb, and Z. Heb, Bin-based Classifier Fusion of Iris and Face Biometrics, *Neurocomputing*, **Vol. 224**, pp. 105-118, 2017.
- 148 **P. Moutafis, and I. A. Kakadiaris**, Rank-Based Score Normalization for Multi-Biometric Score Fusion. *IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security (HST)*, Waltham, MA, 2015.
- 149 **P. Singh, B. Raman, P. P. Roy**, A multimodal biometric watermarking system for digital images in redundant discrete wavelet transform. *Multimed Tools Application*, **Vol. 76**, No. 3, pp. 3871–3897, 2017.
- 150 **Y. Yin, L. Liu, and X. Sun**, SDUMLA-HMT: A Multimodal Biometric Database, In: Z. Sun, J. Lai, X. Chen, T. Tan, (eds) *Biometric Recognition. Lecture Notes in Computer Science*, **Vol. 7098**, pp. 260-268, Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.
- 151 **N. KHiari-Hili, Ch. Montagne, S. Lelandais, and K. Hamrouni**, Quality Dependent Multimodal Fusion of Face and Iris Biometrics. *Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications*, Oulu, Finland, 2016.
- 152 **Y. Bouzouina, and L. Hamami**, Multimodal Biometric: Iris and face Recognition based on feature selection of Iris with GA and scores level fusion with SVM. *2nd International Conference on Bio-engineering for Smart Technologies*, Paris, France, 2017.
- 153 **D. Miao, M. Zhang, Z. Sun, Z. Sun, and T. Tan**, Bin based weak classifier fusion of iris and face biometrics. *7th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems*, Arlington, VA, USA, Sept. 2015.
- 154 **H.B. Kekre, V.A. Bharadi, V.I. Singh, V.J. Kaul, and B. Nemade**, Hybrid Multimodal Biometric Recognition using Kekre’s Wavelets, 1D Transforms & Kekre’s Vector Quantization Algorithms

- Based Feature Extraction of Face & Iris. 2nd International Conference and workshop on Emerging Trends in Technology, Mumbai, Maharashtra, India, 2011.
- 155 **Phoenix iris database.** <http://phoenix.inf.upol.cz/iris/download>
 - 156 **Computer Vision Research Projects Face Database.** Faces94: <http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/faces94.html>
 - 157 **O. Sharifi, and M. Eskandari,** Optimal Face-Iris Multimodal Fusion Scheme. *Journal symmetry*, **Vol. 8**, No.6, pp.1-16, 2016.
 - 158 **M. Eskandari, and Ö. Toygar,** Selection of optimized features and weights on face-iris fusion using distance images. *Computer Vision and Image Understanding*, **Vol. 137**, pp. 63-75, 2015.
 - 159 **M. Eskandari, and O. Sharifi,** Optimum scheme selection for face–iris biometric. *IET Biometrics*, **Vol. 6**, No. 5, pp. 334-341, 2017.
 - 160 **J. Fierrez, J. Galbally, J. Ortega-Garcia, M.R. Freire, F. Alonso-Fernandez, D. Ramos, and D.T. Toledano,** BiosecuID: a multimodal biometric database. *Pattern Analysis and Applications*, **Vol. 13**, No. 2, pp. 235-246, 2010.
 - 161 **Multiple Biometric Grand Challenge (MBGC 2008) Database.** <http://face.nist.gov/mbgc>.
 - 162 **Y. Yin, L. Liu, and X. Sun,** SDUMLA-HMT: A Multimodal Biometric Database. In: Z. Sun, J. Lai, X. Chen, T. Tan (eds) *Biometric Recognition. Lecture Notes in Computer Science*, **Vol. 7098**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.
 - 163 **Biometrics Ideal Test.** <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4>
 - 164 **B. Ammour, T. Bouden, and S. Amira-Biad,** Multimodal Biometric Identification System based on the Face and Iris. 5th International Conference on Electrical Engineering–Boumerdes, Boumerdes, Algeria, 2017.
 - 165 **M. Fuentes, D. Mostefa, J. Kharroubi, S. Garcia-Salicetti, B. Dorizzi, and G. Chollet,** Vérification de l'Identité par Fusion de Données Biométriques: Signatures En-Ligne et Parole. *Conférence Internationale Francophone sur l'Ecrit et le Document*, 2002.
 - 166 **L. Hong, and A. Jain,** Integrating Faces and Fingerprints for Personal Identification, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **Vol. 20**, No. 12, pp. 1295-1307, 1998
 - 167 **T. M. Murphy, R. Broussard, R. Schultz, R. Rakvic, and H. Ngo,** Face detection with a Viola-Jones based hybrid network. *IET Biometrics*, **Vol. 6**, No. 3, pp. 200–210, 2017.
 - 168 **D. Yingzi,** Using 2D Log-Gabor spatial filters for iris recognition. *International conference Biometric Technology for Human Identification III*, Florida, USA, April 2006.
 - 169 **M. D. Bounneche, L. Boubchir, A. Bouridane, B. Nekhoula, and A. Chérif,** Multi-spectral palmprint recognition based on oriented multiscale Log-Gabor filters. *Neurocomputing*, **Vol. 205**, No. 12, pp. 274–286, 2016.
 - 170 **D. Cai, X. He, and J. Han,** Speed up kernel discriminant analysis. *The International Journal on Very Large Data Bases*, **Vol. 20**, No. 1, pp. 21–33, 2011.
 - 171 **B. Ammour, T. Bouden, and L. Boubchir,** Face–iris multi-modal biometric system using multi-resolution Log-Gabor filter with spectral regression kernel discriminant analysis. *IET biometrics*, **Vol. 7**, No. 5, pp. 482-489, 2018.
 - 172 **Y. Wang, T. Tan, and A. K. Jain,** Combining face and iris biometrics for identity verification. In J. Kittler, M.S. Nixon, (Eds.): *Audio- and video-based biometric person authentication*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 805–813, 2003.

Résumé :

La biométrie suscite une attention accrue ces dernières années due au développement technologique, la croissance internationale des communications et l'augmentation des problèmes de sécurité. Les systèmes de reconnaissance basés sur la biométrie ont été largement utilisés dans de nombreuses applications officielles et commerciales, tels que les aéroports, les bâtiments, les points de contrôle et de la sécurité militaire et les guichets automatiques, qui visent à mieux protéger des consommateurs contre la fraude ou le vol. La biométrie est l'utilisation de parties du corps humain, c-a-d les caractéristiques physiques ou comportementales, automatiquement mesurables pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'une personne avec précision, sans avoir besoin de carte ou de mot de passe. Un système biométrique unimodal utilise une seule modalité biométrique pour identifier les personnes. Dans cette thèse, nous avons choisi les modalités du visage et de l'iris pour construire un système biométrique robuste afin d'assurer l'identité des individus. Dans cette étude, nous avons proposé des systèmes biométriques unimodaux du visage basés sur l'extraction de caractéristiques par des méthodes hybrides (caractéristiques locales et globales). Bien que les techniques de reconnaissance biométriques unimodaux promettent d'être très performantes, elles ne peuvent pas garantir avec certitude une bonne identification. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes de non-universalité, manque d'individualité, introduites par le capteur, etc. Nous avons proposé la conception et l'implémentation des nouveaux systèmes de reconnaissance multimodaux des individus par les modalités du visage et de l'iris. Dans ce travail de thèse, notre première contribution est d'avoir proposé un premier système fonctionnant en mode identification et un deuxième fonctionnant en mode vérification à base du visage et de l'iris, en analysant leurs performances d'une manière séparée. Puis, nous avons exploré les techniques de combinaison et de fusion pour faire sortir d'autres nouveaux systèmes multimodaux plus performants.

المخلص:

تلقي القياسات الحيوية اهتمامًا متزايدًا في السنوات الأخيرة بسبب التطور التكنولوجي والنمو الدولي في الاتصالات ومشاكل الأمان المتزايدة. وقد استخدمت أنظمة التعرف بالمقاييس الحيوية على نطاق واسع في العديد من التطبيقات الرسمية والتجارية، مثل المطارات والمباني ونقاط التفتيش الأمنية العسكرية وأجهزة الصرف الآلي، التي تهدف إلى توفير حماية أفضل للمستهلك ضد الاحتيال أو السرقة. القياسات الحيوية هي استخدام أجزاء من جسم الإنسان، أي الخصائص الفيزيائية أو السلوكية التي يمكن قياسها تلقائيًا لتحديد شخص ما أو للتحقق من الهوية المزعومة للشخص بدقة، دون الحاجة إلى بطاقة أو كلمة المرور. يستخدم النظام البيومتري الأحادي الواسطة وسيلة بيولوجية واحدة لتحديد الأفراد. في هذه الأطروحة، اخترنا وسيلة الوجه وقزحية البيومترية لبناء نظام قوي لضمان هوية الأفراد. في هذه الدراسة، اقترحنا أنظمة القياسات الحيوية للوجه أحادية الواسطة القائمة على استخراج الخصائص بالطرق الهجينة (الخصائص المحلية والشاملة) باستغلال مزايا بعضها البعض. على الرغم من أن تقنيات التعرف على الهوية البيولوجية أحادية الواسطة تعد بأداء جيد، إلا أنهم لا يمكنهم ضمان بيقين صحة الهوية. علاوة على ذلك، تتأثر هذه النظم غالبًا بمشاكل عدم الشمولية، عدم وجود الفردية، والضوضاء التي يحدثها جهاز الاستشعار، وما إلى ذلك. اقترحنا تصميم وتنفيذ أنظمة جديدة للتعرف على الوسائط المتعددة للأفراد من خلال وسيلة الوجه والقزحية. مساهماتنا هي اقتراح نظام يعمل في وضع التعريف وآخر يعمل في وضع التحقق. قدمنا أولاً النظامين الأحادي الواسطتين المقترحتين للوجه والقزحية، وتحليل أدائها بطريقة منفصلة. بعد ذلك، استكشفنا التقنيات التجميعية والدمج لإبراز أنظمة جديدة متعددة الوسائط وأكثر كفاءة.

Abstract:

Biometrics is receiving increased attention in recent years due to technological development, international growth in communications and increased security problems. Biometric recognition systems have been widely used in many official and commercial applications, such as airports, buildings, military security checkpoints and automated teller machines, which aims to provide better consumer protection against fraud or theft. Biometrics is the use of human body parts i.e, physical or behavioral characteristics that are automatically measurable to identify an individual or to verify the purported identity of a person with precision, without the need for a card or password. A unimodal biometric system uses a single biometric modality to identify individuals. In this thesis, we chose the facial and iris modalities to build a robust biometric system to ensure the identity of individuals. In this study, we proposed facial unimodal biometric systems based on feature extraction by hybrid methods (local and global characteristics) exploiting the advantages of each other. Although unimodal biometric recognition techniques promise to perform well, they cannot guarantee with certainty a good identification. Moreover, these systems are often affected by the problems of non-universality, lack of individuality, noise introduced by the sensor, etc. We proposed the design and implementation of the new multimodal recognition systems for individuals with facial and iris modalities. Our contributions are to propose a system operating in identification mode and another operating in verification mode. We presented first, the two proposed unimodal systems based on the face and the iris, by analyzing their performances in a separate way. Then, we explore the techniques of combination and fusion to bring out other new, more efficient multimodal systems.