Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques

Hanêne Guesmi

▶ **To cite this version:**

Hanêne Guesmi. Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Télécom Bretagne; Université de Rennes 1, 2014. Français. NNT : . tel-01206294

HAL Id: tel-01206294
https://hal.science/tel-01206294

Submitted on 28 Sep 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE / Télécom Bretagne
sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

pour obtenir le grade de Docteur de Télécom Bretagne
En habilitation conjointe avec l'Université de Rennes 1 et en cotutelle avec
l'Université de Sfax - Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax
École doctorale Matisse
mention : Informatique.

présentée par
Hanene Guesmi
préparée dans le département Image et traitement de l'information

Identification de personnes par la fusion de différentes modalités biométriques

Thèse soutenue le 23 janvier 2014
Devant le jury composé de :

Chokri Ben Amar
Professeur, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax – Tunisie / président

Najoua Ben Amara
Professeure, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse - Tunisie / rapporteur

Jean-Paul Haton
Professeur, Loria-Inria – Université de lorraine / rapporteur

Adel Mohamed Alimi
Professeur, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax - Tunisie / examinateur

Mireille Garreau
Professeure, Istic-Ltsi – Université de Rennes 1 / examinateur

Basel Solaiman
Professeur, Télécom Bretagne / directeur de thèse

N° d'ordre : 2014telb0314

Sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

Télécom Bretagne

En habilitation conjointe avec l'Université de Rennes 1

Co-tutelle avec l'Université de Sfax

Ecole Doctorale – MATISSE

Identification de personne par fusion de différentes modalités biométriques

---

Thèse de Doctorat

Mention: Informatique

Présentée par **Hanene Guesmi**

Département : Image et Traitement de l'Information

Laboratoire : Lab-STICC, REGIM

Directeur de thèse à Télécom Bretagne : Basel Solaiman
Directeur de thèse à l'Université de Sfax : Adel M. Alimi

Soutenue le 23 Janvier 2014

Jury :

M.	Chokri Ben Amar, Université de Sfax	Président
M.	Jean Paul Haton, Université de Henri Poincarré Nancy 1	Rapporteur
Mme.	Najoua Ben Amara, Université de Sousse	Rapporteur
M.	Basel Solaiman, Université de Bretagne Occidentale	Directeur de Thèse
M.	Adel Mohamed Alimi, Université de Sfax	Directeur de Thèse
M.	Ali Khenchaf, Université de Bretagne Occidentale	Examinateur

Dédicace

A mes très chers parents 'Slimen'&'Rebeh'

Pour tous les sacrifices que vous avez consentis, pour toutes les prières que vous m'aviez faites, pour tout l'amour, l'affection et le soutien que vous m'aviez toujours apportés tout au long de mes études, je n'ai qu'à vous adresser mes meilleurs vœux et mes remerciements les plus sincères.
A vous deux mes respects et mes souhaits de longue vie et de bonne santé.

A ma sœur Fekria
A mes frères, Karim et Wael
Pour leur amour et leur soutien permanent, leur encouragement et leur aide et pour toute l'estime et la confiance qu'ils ont mise en moi.

A tous mes amis
Pour les agréables moments passés ensemble. Je leurs souhaite le succès dans leur vie aussi bien professionnelle que familiale.

Enfin je dédie ce travail à tous mes enseignants durant mes études primaires, secondaires et universitaires et à tous ceux qui m'ont aidé durant mes études.

Hanene

REMERCIEMENTS

C'est avec un grand plaisir que je réserve ces lignes comme un signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, au bon déroulement de ma thèse. Qu'ils trouvent ici l'expression de mes sincères remerciements.

Mes remerciements les plus cordiaux sont adressés particulièrement à Monsieur Adel M. Alimi, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax et à Monsieur Basel Solaiman, Professeur à Telecom Bretagne Brest France, pour m'avoir accueilli au sein de leurs équipes et pour la confiance qu'ils m'ont accordé en acceptant de diriger et d'encadrer mes travaux de recherches avec attention et fermeté. Je les remercie pour ses conseils et ses critiques, pour la disponibilité et ses discussions enrichissantes et précieuses.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Mme Hanene Trichili, Maître assistante à l'Institut Supérieur de Biotechnologies de Sfax de m'avoir encadré et suivi mes travaux de recherche. Je la remercie pour ses précieux conseils, sa disponibilité et ses encouragements. Certes, les nombreuses discussions et réunions que nous avions faites ont permis en grande partie la réussite de ce travail.

Je remercie très sincèrement Mr. Chokri Ben Ammar, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax, d'avoir accepté de présider mon jury.

Un très grand merci à mes rapporteurs : Madame Najoua Essoukri Ben Amara, Professeur de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de SOusse et Monsieur Jean-Paul Haton, Professeur à l'Université Henri Poincaré de *Nancy*, qui m'ont fait l'honneur de lire ce mémoire et de participer à la soutenance de cette thèse.

Je tiens également à remercier Monsieur Ali Khenchaf, Professeur des universités, pour l'intérêt qu'il a port à mes travaux en examinant ce mémoire et pour l'honneur qu'il me fait en participant à ce jury.

Enfin, comment ne pas remercier mon amie Nadia Karmani ("Dadou" comme je veux toujours l'appeler) que je la considère comme un membre de ma famille. "Dadou" tu n'es pas pour moi seulement une amie mais une sœur en plein sens. On s'est connu dés le début de nos études universitaires et nous voila enfin ensemble au bout du chemin. Nous avons vécu ensemble des moments de joie et des moments difficiles de stress, tous nos souvenirs sont et seront gravés dans mon cœur à l'infini. Je ferai tout aussi pour préserver notre amitié si précieuse.

Je tiens enfin à exprimer toute ma gratitude à tous ceux qui ont contribué à l'accomplissement de thèse, par leur aide morale ou matérielle.

Liste des figures

Figure 1.	Quelques modalités biométriques……..	6
Figure 2.	Étapes de traitement d'une empreinte digitale : a) original, b) orientation, c) image binarisée, d) image affinée, e) points caractéristiques, f) graphique minutie...…… ...…… ...…… ...…… ...…… ...…… ...…… ...…… ...…….	12
Figure 3.	Distributions des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique……..…….....	15
Figure 4.	Courbe ROC……...…….	16
Figure 5.	Schéma de la transformée de Radon .(Radon, 1986)…….…….	34
Figure 6.	Comparaison de l'approximation non-linéaire des ondelettes et des curvelets (Emmanuel et *al*., 1999)….…….…….	35
Figure 7.	Décomposition pyramidale orientée par la FDCT : (a) Partition spectrale de la FDCT (Emmanuel et *al*., 2006)……...……	35
Figure 8.	Graphique de la transformée de Curvelet (Emmanuel et *al*., 1999)……...	39
Figure 9.	Exemples de combinaison des distributions (a) Combinaison adaptative des sources concordantes (b) Combinaison adaptative des sources discordantes……	49
Figure 10.	Approche de filtre pour la sélection de caractéristiques…….	50
Figure 11.	Approche de wrapper pour la sélection de caractéristiques…….……..….	50
Figure 12.	Croisement à un point…….....	55
Figure 13.	Croisement à 2 points…….…….....	55
Figure 14.	L'opérateur de mutation dans le codage binaire…….…….	56
Figure 15.	Processus de reconnaissance d'iris ……..…….…….	59
Figure 16.	Contour circulaire autour de l'iris (Ganeshan et *al*., 2006) ……...……...….	61
Figure 17.	Détection de la pupille (non circulaire) (Basit et *al*., 2008) ……...……...….	64
Figure 18.	Les paramètres de la normalisation d'iris (Daugman, 1993) ……...…….....	65
Figure 19.	Démarche générale de système de vérification d'iris proposé……...…….	75
Figure 20.	Exemple d'une image prétraitée par le BCFCM…...……..	76
Figure 21.	Exemple de VFC avec R=4 (Li et al., 2007)...……	81
Figure 22.	Gradient inverse de Poisson estime le champ de l'énergie externe E en se basant sur la force externe f dans le domaine de Ω avec les frontières (Li et al., 2008) ……	82
Figure 23.	Schéma descriptif de notre extracteur de caractéristiques d'iris…….	85
Figure 24.	Extraction de Caractéristiques par Curvelet (a)Exemple d'une décomposition par Curvelet (b) vecteur de caractéristiques généré par notre extracteur ……..…..…..…..…..…..…..…..…..…..….....	86
Figure 25.	Exemple de comparaison entre deux vecteurs de caractéristiques……..	87
Figure 26.	Courbes ROC de la méthode proposée et de la méthode de Daugman ....…..	90
Figure 27.	Différents types de minuties…….……..……..	93
Figure 28.	Système proposé par Maio (Maio et al., 2005)..……..…….....	93
Figure 29.	Démarche générale du système de vérification par empreinte digitale proposé…...……...……..…….....	101
Figure 30.	Exemple d'une empreinte digitale prétraitée (a) l'image originale , (b) l'image réhaussée……	102
Figure 31.	Extraction de caractéristiques par Curvelet de l'empreinte digitale (a)Exemple d'une décomposition par Curvelet (b) vecteur de caractéristiques généré par notre extracteur……...…….	105
Figure 32.	Distribution de possibilités triangulaire……...	107

Figure 33. Matrice de distribution s de possibilités personne/primitive…..……. 107
Figure 34. Démarche globale de notre méthode de comparaison basée sur la théorie possibiliste ……..... 108
Figure 35. Exemple de comparaison entre deux vecteurs de caractéristiques d'empreintes digitales…….. 116
Figure 36. Courbe ROC de notre système de vérification d'empreinte digitale avec et sans la théorie de possibilités (sur FVC2002 DB4)…….…… 116
Figure 37. Courbes ROC des trois systèmes utilisant la théorie de possibilités sur la base FVC2002_DB2…….…….. 117
Figure 38. Schéma générique du SBM proposé…… 123
Figure 39. Idée générale de notre méthode de fusion……..…. 123
Figure 40. Démarche générale de notre système biométrique multimodal…….. 124
Figure 41. Processus général de notre méthode de sélection……..…….. 125
Figure 42. Principe de constitution de la base de connaissance possibiliste…… 126
Figure 43. Sélection par l'AG…….……. 127
Figure 44. Fonctionnement général de l'AG……..…….. 128
Figure 45. Démarche générale de la fusion des caractéristiques…….……. 130
Figure 46. La combinaison des distributions possibiliste…….…… 131
Figure 47. Estimation/ combinaison des distributions de possibilités des primitives….. 133

Liste des tableaux

Tableau 1.	Les qualités de quelques modalités biométriques…….	8
Tableau 2.	Tableau comparatif de systèmes de reconnaissance d'iris…….....	72
Tableau 3.	Exemples d'images prétraitées……..……..……	77
Tableau 4.	Comparaison de deux modèles de contours actifs…….....	78
Tableau 5.	Exemples de deux cas différents de détermination des paramètres de la pupille …….	79
Tableau 6.	Autres exemples d'images segmentées par le contour actif ……..….....	84
Tableau 7.	Moyenne du temps de calcul des deux algorithmes……	88
Tableau 8.	Taux d'erreurs des deux systèmes comparés ……..…….	89
Tableau 9.	Tableau comparatif de quelques systèmes de reconnaissance par empreinte digitale…….……	99
Tableau 10.	Description détaillée de la base FVC2004 (contenant 4 sous-bases) et des sous-ensembles d'empreintes digitales utilisés pour l'évaluation de notre processus……..	110
Tableau 11.	Taux de reconnaissance d'empreinte digitale par notre système sur la base de données FVC2004…….…….	111
Tableau 12.	Comparaison des EER(%) des 4 systèmes (sans l'intégration de la théorie de possibilités)…….	113
Tableau 13.	Comparaison des ERR % des méthodes basées sur le filtre de Gabor (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités)…… ……....….	114
Tableau 14.	Comparaison des ERR % des méthodes basées sur les moments invariants (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités)……..……...	114
Tableau 15.	Comparaison EER(%) des méthodes basées sur les ondelettes (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités)……...	115
Tableau 16.	Comparaison des ERR % des méthodes basées sur la transformée en curvelet (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités)……...	115
Tableau 17.	Comparaison des EER(%) des quatre systèmes intégrant la théorie de possibilités……...	117
Tableau 18.	Le temps moyen (sec), pour l'extraction de caractéristiques et la comparaison, par les quatre méthodes présenté (après l'intégration de la théorie possibiliste) sur la base de FVC2002……..	118
Tableau 19.	Résultats expérimentaux de l'identification de personne par notre système biométrique de l'iris avant et après la sélection de caractéristiques……	137
Tableau 20.	Résultats expérimentaux de l'identification de personne par notre système biométrique d'empreinte digitale sur la base FVC2002_DB2 avant et après la sélection de caractéristiques……	138
Tableau 21.	Résultats expérimentaux de l'identification de personne par notre système biométrique multimodale vis-à-vis de nos systèmes biométriques monomodaux……...	138

Table de matière

Liste des figures…… i
Liste des tableaux…… ii
Introduction générale …… 1
Chapitre 1 : La biométrie…… 5
1. Introduction…… 6
2. Biométrie monomodale…… 7
2.1. Description générale 7
…… 8
2.2. Description des plus récentes modalités 9
biométriques…… 9
2.2.1. La thermographie…… 9
2.2.2. Le thermogramme facial…… 9
2.2.3. Les battements du cœur…… 10
2.2.4. L'odeur corporelle ……
2.2.5. Les mouvements des yeux ……
3. Limitations de la biométrie …… 10
4. Les notions de base …… 11
4.1. Gabarit …… 11
4.1.1. Gabarit d'enrôlement …… 12
4.1.2. Gabarit d'authentification …… 12
4.2. Identification …… 13
4.3. Vérification …… 13
4.4. Evaluation …… 14
5. La multi modalité …… 16
5.1. Les différentes formes de la multi modalité…… 17
5.2. Les niveaux fusion…… 19
5.2.1. Fusion au niveau capteur…… 19
5.2.2. Fusion au niveau des données ou des caractéristiques…… 19
5.2.3. Fusion au niveau score de comparaison …… 20
5.2.4. Fusion au niveau rang…… 20
5.2.5. Fusion au niveau prise de décision …… 20
5.3. Normalisation…… 21
5.4. Les scénarios de fusion…… 21
5.4.1. Modalité biométrique unique et de multiples capteurs …… 22
5.4.2. Unique trait biométrique, multiples classificateurs…… 22
5.4.3. Unique trait biométrique, plusieurs unités…… 22
5.4.4. multiples modalités biométriques…… 23
5.5. Les Modes de fonctionnement…… 23
5.6. Les stratégies d'intégration…… 24
5.7. Travaux existants…… 25
6. Conclusion…… 30

Chapitré 2 : Les outils et les méthodes …… 32
1. Introduction…… 33
2. La transformée en curvelet…… 33

2.1. Avant propos…….. 33
2.2. La transformée en ridgelet …….. 34
2.3. Description de la transformée en curvelet…….. 34
2.3.1. Présentation…… 34
2.3.2. Principe ……..... 36
2.4. Les curvelets pour la caractérisation de modalités biométriques..……... 39
2.4.1. Les curvelets pour la représentation de l'iris……..... 39
2.4.2. Les curvelets pour la représentation de l'empreinte digitale……..... 40
3. La théorie possibiliste……. 41
3.1. Avant Propos…….... 41
3.2. Description de la théorie possibiliste…… …. 42
3.2.1. Obtention des distributions de possibilités……..…..... 43
3.2.1.1. Méthode basée sur le concept de distance…….... 44
3.2.1.2. Classification floue par un algorithme de c-means…….. 44
3.2.1.3. Méthodes heuristiques……...….... 45
3.2.2. La mesure de possibilité…….…. 45
3.2.3. La mesure de nécessité……...…. 46
3.2.4. Relation entre mesures de nécessité et de possibilité……...….... 46
3.2.5. Les opérateurs de fusion……..…..... 47
3.2.5.1. Fusion 47
conjonctive…….….... 48
3.2.5.2. Fusion 49
disjonctive……...….
3.2.5.3. Fusion
adaptative……...….
4. Algorithme génétique……...…. 50
4.1. Généralités sur la sélection des caractéristiques…….. 50
4.2. Description…….…. 51
4.2.1. Le vocabulaire…….…….…. 51
4.2.2. Principe de base…….…. 52
4.2.3. Opérateurs de reproduction.....…. 53
4.2.4. Sélection……. 53
4.2.5. Croisement…….…. 55
4.2.6. Mutation…….…. 55
5. Conclusion…….….... 56
.
Chapitre 3 : Le système de vérification d'iris proposé …… 57

1. Introduction ……..…….... 58
2. Travaux existants ……...……..…….... 58
2.1. Démarche générale …… 58
……...
2.2. Méthodes de Segmentation 59
……...……...……. 61
2.2.1. Ganeshan et *al*. (2006)……...…… 61
2.2.2. Arvacheh et *al*. (2006)……...……. 62
2.2.3. Randy et *al*. (2007) ……..…… 62
2.2.4. Zhaofeng et *al*. (2008) ……..…..……. 63
2.2.5. Basit et *al*. (2008) ……..…… 64
2.2.6. Zhongliang et *al*. (2008)……..…..…… 65

2.3. Normalisation de l'iris……..……...

2.4. Quelques Systèmes de reconnaissance 66
d'iris …….. 66
2.4.1. Daugman (1993) ……..……...…….. 66
2.4.2. Daugman (2001)……...……...…….. 66
2.4.3. Wildes et *al*.(1996)……...…..…… 67
2.4.4. Rossant et *al*. (2005)……..……...…… 67
2.4.5. Avila et *al*. (2005) ……...……...…… 67
2.4.6. Ganeshan et *al*. (2006) ……...…… 68
2.4.7. Chenhong et *al*. (2008)……...…… 68
2.4.8. Nabti et *al*. (2007)……...…… 68
2.4.9. Dobes et *al*. (2004) ……...…… 69
2.4.10. Tisse et *al*. (2003)…….....…… 69
2.4.11. Yu et *al*. (2007)…….……...…… 69
2.4.12. Tong et *al*. (2007)…….……...…… 69
2.4.13. Ma et *al*. (2004) …….……...…… 70
2.4.14. Boles et *al*. (1998) ……..……...…… 70
2.4.15. Kyaw (2009)…….…… 70
2.4.16. Jang et *al*. (2008) ……..…..…… 71
2.4.17. Si et *al*. (2012) ……...……
2.5. Analyse de l'existant…….. 71
3. Démarche générale du système de reconnaissance d'iris…… 74
3.1. Phase de prétraitement …….…... 75
3.2. Phase de segmentation……...….. 77
3.2.1. Principe ……... 77
3.2.2. Principe du contour actif avec initialisation automatique……... 79
3.3. Phase d'encodage d'iris…….…. 85
3.4. Phase de comparaison d'iris……..…... 86
4. Résultats expérimentaux…….. 87
5. Conclusion…….…. 90

Chapitre 3 : Le système de vérification d'empreinte digitale proposé..... 91

1. Introduction……. 92
2. Travaux existants sur la reconnaissance d'empreinte digitale digitale ……. 92
2.1. Park et *al*. (2008) 93
…….…… 93
2.2. Maio et *al*.(2005) 94
……...…… 94
2.3. Yang et *al*. (2008)……..……..…… 95
2.4. Lumini et *al*.(2008)……..……..…… 96
2.5. Ross et *al*. (2003)……...……...……. 96

2.6. Tan et *al*. (2005)……………………………………………………...…………... 97
2.7. Jain et *al*. (1997)…………………………………………………….………... 97
2.8. Umamaheswaril et *al*. (2007)……………………………………..…………
2.9. Jin et al. (2004)……………………………………………..….......................
2.10. Analyse de l'existant ………………………………………………………… 98
3. Le système de vérification d'empreinte digitale proposé ……….…………….... 101
3.1. Démarche générale……………………………………………...…….......... 101
3.2. Etape de prétraitement………………………………………………...…... 102
3.3. Etape d'extraction de caractéristiques d'empreinte digitale………………..….... 103
3.3.1. Avant propos……………………..………………………..…………………..... 103
3.3.2. Description de la méthode proposée pour l'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en curvelet……………………..……………………..….…………… 104
3.4. Etape de comparaison d'empreinte digitale………………………………..…... 105
3.4.1. Avant propos…………………………………………………………….….... 105
3.4.2. Constitution de la base de connaissance possibiliste……………………….….. 106
3.4.3. Transformation des primitives en distributions de possibilités…………………... 106
3.4.4. Description de la méthode de comparaison basée sur la théorie possibiliste………….. 108
4. Résultats expérimentaux ……………………………………………..…... 109
4.1. Résultats de l'évaluation de notre méthode d'extraction de caractéristiques pour l'identification d'empreinte digitale……………………………………………………… 109
4.2. Résultats de l'évaluation de notre méthode d'extraction de caractéristiques pour la vérification d'empreinte digitale………..……………………………………..…. 112
5. Conclusion…………………………………………………………………..…. 118
Chapitre 5 : Le système biométrique multimodal proposé ……………………………….. 120
1. Introduction…………………………………………………………………….. 121
2. Description générale de notre Système Biométriques Multimodale (SBM)………..…. 121
2.1. Avant propos…………………………………………………………..…. 121
2.2. Processus général………………………………………………………..…….. 123
2.2.1. Idée générale ……………………………………………………….……... 123
2.2.2. Description du processus……………………………………………….…...... 124
3. La méthode de sélection de caractéristiques proposée…...………………..…............. 125
3.1. Constitution de la base de connaissance pour la tâche de sélection……………….... 126
3.2. Sélection par l'AG……………………………………………………….... 127
4. Phase de fusion……………………………………………………….................... 128
4.1. Description de la méthode de fusion proposée………………………………………… 129
4.1.1. Position de problème …………………………………………………......…. 129
4.1.2. Modélisation de fusion possibiliste ……………………………………….….. 130
4.1.3. La transformation en possibilités…………………………………………….…... 132
4.1.4. Combinaison………………………………………………………………… 133
4.1.5. Décision…………………………………………………………………...…. 134
5. Evaluation de notre système biométrique multimodal………………………………… 135
5.1. Constitution de notre base biométrique multimodale……………………………….. 136
5.1.1. La base d'iris UBIRIS V1 …………………………………………………..…. 136
5.1.2. La base d'empreinte digitale……………………………………………….... 136

5.1.3. Notre base de données multimodale……...…..… 136
5.2. Résultats expérimentaux……. 137
6. Conclusion…….. 139
Conclusion Générale……. 141
Perspectives…… 144

Bibliographie……..... 145

Introduction générale

Introduction générale

La biométrie, est la technologie qui mesure les caractéristiques du vivant afin de l'authentifier. Cette technologie, est de plus en plus utilisée depuis une dizaine d'années, surtout dans le domaine de la sécurité. La biométrie s'impose, par excellence, de plus en plus aux yeux des États comme solution sécuritaire. Cependant, l'apparition de biométrie n'est plus récente, elle remonte au 19ème siècle. Au début de son apparition, cette biométrie a été appelée anthropométrie. Pour un besoin policier et pour une reconnaissance des criminelles, les empreintes digitales étaient parmi les premières biométries utilisées. Ainsi, à cause de l'efficacité de la biométrie basée empreinte digitale, cette utilisation policière n'a jamais été abandonnée. La biométrie souffre d'ailleurs un peu de cette image policière et a du mal à se faire accepter par le grand public pour d'autres types d'applications. Cependant, la biométrie n'est plus limitée aux empreintes digitales et à l'identification biométrique de personne. De nombreuses modalités sont aujourd'hui inventées pour des applications biométriques. On peut citer des modalités physiologiques comme : le visage, la voix, l'iris, la rétine, la forme de la main et d'autres comportementales comme : la frappe de clavier. Toute cette variété de modalités biométriques a donné naissance à divers produits commerciaux intégrant des systèmes biométriques. Ce sont des systèmes, dans la plus part des cas, monomodaux s'appuyant sur le témoignage d'une seule source d'information issue d'une seule modalité biométrique.

Les systèmes biométriques monomodaux souffrent de quelques défauts tel que le non acceptabilité du publique, le taux d'erreurs, la possibilité de l'intrusion de ces systèmes et autres problèmes. Ce qui a donné naissance à la biométrie multimodale qui se base sur la combinaison de diverses informations de différentes sources biométriques. Ces sources peuvent êtres différentes instances de la même modalité, des modalités biométriques différentes, plusieurs prototypes d'une modalité issues de plusieurs capteurs ou plusieurs informations issues de plusieurs algorithmes d'extractions de caractéristiques d'une seule modalité. Ainsi, des études ont démontrés que ces systèmes biométriques multimodaux peuvent obtenir de meilleures performances par rapport aux systèmes monomodaux (Ross et *al*. 2006). Pour cette raison, les systèmes biométriques multimodaux sont adaptés à de nombreux domaines d'applications.

L'identification biométrique basée sur de multiples modalités représente une tendance émergente. La raison plus impérieuse de combiner différentes modalités est d'améliorer le taux de reconnaissance. Cela peut être fait lorsque les caractéristiques biométriques de différentes modalités biométriques sont statistiquement indépendant. Il ya d'autres raisons de combiner deux ou plus de modalités : La première est que les différentes modalités biométriques pourraient être plus appropriées pour les différentes applications. Une autre raison est simplement la préférence de l'utilisateur du système biométrique. Dans ce cadre, l'objectif global de notre thèse est de proposer un système d'identification de personnes par la fusion de différentes modalités biométriques.

L'iris est une modalité biométrique jugée parmi les plus fiables modalités et l'empreinte digitale est la modalité biométrique la plus connue et la plus acceptée par le public. Pour ce fait, nous avons choisi l'iris et l'empreinte digitale pour les utiliser par notre système biométrique multimodal. L'iris est la zone colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille, c'est le seul organe interne humain visible de l'extérieur, il est stable durant la vie d'une personne. La texture de l'iris est unique pour chaque œil d'une personne, c'est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. L'iris présente donc une caractéristique unique qui est d'être à la fois un organe protégé de l'environnement extérieur en même temps qu'il est relativement facile à acquérir comparé aux autres organes internes du corps humain comme par exemple la rétine. Aussi, l'empreinte digitale est unique pour chaque individu et garde la même forme tout au long de la vie. La donnée de base dans le cas des empreintes digitales est le dessin représenté par les crêtes et sillons de l'épiderme.

La reconnaissance par l'iris a fait l'objectif du premier système biométrique proposé. Dans ce cadre, nous avons rencontré plusieurs problèmes surtout au niveau de la phase de la localisation de l'iris. L'image de l'œil est une image souvent obscurcie par les cils, les paupières, les lentilles, les réflexions de la lumière ou les mouvements incontrôlés de la personne. Pour pallier à ces différentes difficultés nous avons proposé une méthode de segmentation qui procède à augmenter l'homogénéité entre les différentes zones de l'image par une méthode de rehaussement pour passer à appliquer les Snake afin de bien localiser la zone de l'iris dans l'image de l'œil. La texture de l'iris est unique et contenant des informations riches qui le rend fiable comme modalité biométrique universelle. Cette richesse doit être bien analysée par un extracteur donnant une représentation fiable à l'iris. Pour ce fait,

nous avons proposé une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques bien appropriée à l'aspect général de la texture de l'iris. Cet extracteur est basé sur la transformée en curvelet.

La reconnaissance par empreinte digitale est un deuxième défi qui demande encore des recherches approfondies que se soit théoriques ou pratiques. Dans ce cadre, après avoir étudié le domaine de reconnaissance d'empreinte digitale, nous avons pu proposer deux nouvelles méthodes : une méthode de caractérisation d'empreinte digitale et une méthode de comparaison basée sur la théorie possibiliste. Nous avons intégré ces deux méthodes dans notre système biométrique de reconnaissance d'empreinte digitale.

Pour ces deux systèmes biométriques monomodaux, nous avons appliqué une méthode de sélection de caractéristiques afin de générer les plus pertinentes pour identifier que se soit l'iris ou l'empreinte digitale. Cette méthode est basée sur l'algorithme génétique et la théorie possibiliste. Cette optimisation a rehaussé l'espace de primitives associé à chaque modalité pour optimiser par la suite le champ de primitives associé à ces deux modalités dans un système biométrique multimodal combinant toutes les primitives issues de ces deux modalités. Donc, l'intégration d'une méthode de fusion est indispensable pour un système biométrique multimodal basé sur différentes modalités biométriques. Pour ce fait, nous avons opté à se baser sur la théorie possibiliste dans l'approche de fusion proposée. Alors, cette approche de fusion combine deux visions de la multi modalité, celle de la fusion de différentes modalités biométriques et celle de la fusion de différentes informations issues de différents extracteurs. Ainsi, ce niveau de fusion basé sur les caractéristiques de modalités biométriques est le plus performant par rapport aux différents autres niveaux de fusion (capteur, score ou décision).

Ce rapport de thèse comporte cinq chapitres :

- Dans le premier chapitre, nous présenterons les différentes notions de bases de la biométrie et une étude de l'art sur la biométrie multimodale en explicitant les différents outils, modes, niveaux de fusion proposés par les travaux de la littérature et en présentant quelques systèmes biométriques multimodaux existants.
- Au niveau du deuxième chapitre, nous décrierons les méthodes et les outils intégrés dans les systèmes biométriques proposés.
- Le troisième chapitre présente le système de vérification d'iris proposé. Avant d'aborder la description de ce système, nous exposerons une étude de l'art sur les systèmes de reconnaissance d'iris. Pour ce fait, nous procéderons à présenter les différentes méthodes de segmentation proposées dans les systèmes de reconnaissance d'iris de la littérature. Puis, nous

donnerons un aperçu général sur quelques systèmes existants. Après avoir analysé l'existant et prouvé le choix de cette modalité et des méthodes de bases à utiliser, nous passerons à la description du système biométrique de vérification d'iris proposé. Pour ce fait, nous allons décrire les différentes étapes de ce système qui intègre une nouvelle méthode proposée pour la segmentation d'iris et une nouvelle méthode proposée pour l'extraction de caractéristiques. Aussi, nous validerons la performance de ce système par des résultats expérimentaux, de son évaluation sur les bases Casia_V1 et Casia_V2 (devise1) (i5), que nous les présenterons à la fin de ce chapitre.

- Dans le quatrième chapitre, nous procèderons par la présentation d'un état de l'art sur la reconnaissance d'empreinte digitale en synthétisant quelques systèmes biométriques. Après avoir analysé l'existant et prouvé nos choix de modalité et de méthodes à intégrer, nous présenterons le système biométrique proposé pour l'identification/vérification d'empreinte digitale. Avant de clôturer ce chapitre, nous prouverons la performance de ce système, intégrant une nouvelle méthode de caractérisation d'empreinte digitale et une nouvelle méthode de comparaison, par la présentation des résultats expérimentaux de son évaluation sur les bases FVC2002 (i6) et FVC2004 (i6)
- Le cinquième chapitre propose l'architecture générale du système biométrique multimodal proposé. Puis, nous validerons la performance de ce système, intégrant une nouvelle méthode de fusion et une nouvelle méthode de sélection de caractéristique, par des résultats expérimentaux présentés à la fin de ce cinquième chapitre. L'évaluation de ce système a été faite sur une base biométrique multimodale que nous avons créée par une combinaison de deux bases biométriques monomodales UBIRIS_V1 (i7) et FVC2002

Chapitre 1

La biométrie

Chapitre 1

La biométrie

1. Introduction

La biométrie est une technique globale visant à établir l'identité d'une personne en analysant une de ses caractéristiques comportementales, physiologique.

- Les biométries comportementales: on peut citer une des modalités es plus récentes tel que les mouvements des yeux, aussi le frappe sur clavier en analysant la vitesse la force de pression sur clavier ou encore le mouvement des bras. La signature aussi est une biométrie comportementale vue qu'on peut analyser la pression de stylo et sa vitesse de déplacement. Mais ces biométries dépendent généralement de l'état physique ou moral de la personne ce qui peut changer l'information fournie par ces modalités.
- Les biométries morphologiques: se sont les modalités physiologiques qu'on peut les trouver chez tous les individus comme les empreintes digitales, la forme de la main, les traits du visage, la forme de l'iris ou de la main, le dessin veineux de la rétine.

L'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'iris, la rétine, le visage, l'empreinte palmaire, la géométrie de l'oreille, l'ADN, la voix, la démarche, la signature ou encore la dynamique de frappe au clavier sont autant de modalités biométriques différentes sont présentés dans la figure suivante (Figure 1).

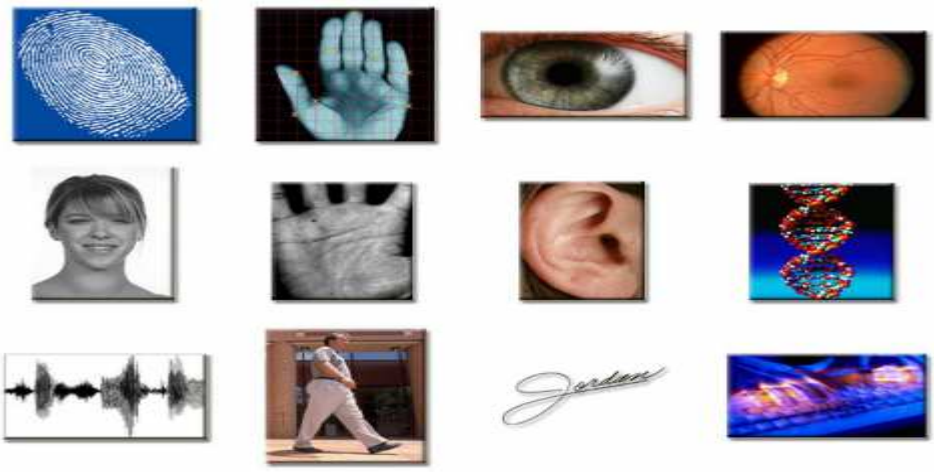


Figure 1 : Quelques modalités biométriques

2. Biométrie monomodale

2.1. Description générale

La biométrie monomodale est une technologie d'authentification de personne en se basant sur une seule modalité biométrique. Avant de procéder à proposer un système biométrique, il est nécessaire de choisir la modalité la plus appropriée à l'application en se basant sur les critères de sélection suivants :

- L'universalité : tous les individus ont cette caractéristique?

L'universalité est liée à l'existence de cette modalité pour toute personne. Donc, toute personne doit être capable de nous fournir cette modalité pour le système biométrique.

- L'unicité : variation entre caractéristiques des individus?

Une modalité unique lorsque deux personnes différentes doivent avoir des représentations différentes de leur biométrie.

- La stabilité : consistance des caractéristiques dans le temps?

La stabilité de la source biométrique en temps est indispensable pour que cette modalité soit une modalité biométrique. Ainsi cette stabilité ne doit pas être dépendante aux circonstances d'acquisition de la modalité d'une personne.

- 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 contraintes de la capture de la modalité.

- Le non reproductibilité : peut-on reproduire ou tricher?

La non-reproductibilité est le niveau de complexité de la falsification de cette modalité biométrique.

- Le recouvrement: possible de prendre un bon échantillon quantitatif?

Chaque modalité peut nous fournir un tel nombre d'information. Cette quantité d'information doit être est nécessaire pour bien analyser la modalité au niveau de la phase d'extraction de caractéristiques.

- La performance: peut-on atteindre une discrimination élevée dans un temps de traitement raisonnable ?

La décision exacte d'un système biométrique est fortement liée à la qualité de l'information fournie d'une modalité. Donc la performance se traduit par la qualité de l'information.

Selon le tableau ci-dessous (Tableau 1), les biométries citées possèdent les propriétés de sélection avec des degrés différents. Aucune biométrie n'est idéale mais est plus ou moins adaptée à des applications.

Tableau 1. Les qualités de quelques modalités biométriques

Modalité	Universalité	Unicité	Stabilité	Recouvrement	Performance	Acceptabilité	Non reproductibilité
Visage	Elevé	Faible	Moyen	Elevé	Faible	Elevé	Faible
Empreinte digitale	Moyen	Elevé	Elevé	Moyen	Elevé	Moyen	Faible
Géométrie de la main	Moyen	Moye n	Moyen	Elevé	Moyen	Moyen	Moyen
Iris	Elevé	Elevé	Elevé	Moyen	Elevé	Faible	Elevé
Rétine	Elevé	Elevé	Moyen	Faible	Elevé	Faible	Elevé
Signature	Faible	Faible	Faible	Elevé	Faible	Elevé	Faible
Voix	Moyen	Faible	Faible	Moyen	Faible	Elevé	Faible
thermo gramme faciale	Elevé	Elevé	Faible	Elevé	Moyen	Elevé	Elevé

Le choix d'une modalité est une clé de réussite du système biométrique. Ainsi, selon le besoin de l'application dans la quelle on intègre un système biométrique on choisie la modalité avec les propriétés les plus appropriées.

2.2. Description des plus récentes modalités biométriques

Quand on parle de biométrie, on pense à la reconnaissance d'empreinte digitale, de l'iris, du visage ou de la voix. Bien entendu, certaines biométries sont employées depuis plus d'un siècle, d'autres plus innovantes ne sont encore qu'à un stade purement expérimental. Ainsi, les progrès dans ce domaine ont permis d'explorer d'autre biométries prometteuses comme la thermographie (thermo gramme de la main, le thermo gramme facial), les mouvements des yeux, les battements du cœur, l'odeur corporelle, ou encore le mouvement des yeux.

L’avantage majeur de ces modalités c’est qu’elles ne sont pas intrusives. Mais ces solutions biométriques restent trop coûteuses.

2.2.1. La thermographie

Le principe de la thermographie est que le corps n'a pas la même température sur son ensemble. De ce fait, la thermographie a été considérée comme une technique biométrique. Donc, grâce à une caméra thermique, ne mesure pas de température mais des flux de rayonnement, une partie du corps (souvent le visage ou la main) sera sélectionné pour produire une cartographie spatiale des températures (thermo gramme). Cette cartographie permet de faire apparaître une répartition de la chaleur qui est unique à chaque individu.

Un des avantages de cette technique est la possibilité d’obtenir une cartographie sans contact et sans laisser de traces. Elle permet également de distinguer de vrais jumeaux.

2.2.2. Le thermo gramme facial

La quantité de chaleur émise par les différentes parties du visage caractérise chaque individu. Elle dépend de la localisation des veines mais aussi de l’épaisseur du squelette, la quantité de tissus, de muscles, de graisses, etc. Pour capturer l’image, il est possible d’utiliser un appareil photo ou une caméra numérique dans le domaine de l’infrarouge. Contrairement à la biométrie de visage, la capture peut se faire dans des conditions d’éclairage différentes même dans le noir complet. Aussi, la chirurgie plastique n‘a pas une grande influence sur les thermo grammes faciaux ce qui est un autre avantage sur la reconnaissance de visage classique.
Mais comme la reconnaissance de visage, les thermo grammes ont une sensibilité à la pose, aux émotions et à la température corporelle. A l’état actuel, aucun système n’a réussi à prouver la sûreté de cette technique.

2.2.3. Les battements du cœur

Comme toute autre modalité biométrique, le rythme cardiaque est propre à chaque personne. C’est une nouvelle empreinte biométrique développée sous forme de bracelet, basée sur l’unicité du rythme cardiaque. De récentes travaux sur la reconnaissance d’individu par les battements de cœur ont été publiés tel que (Chen et *al*. 2012)

2.2.4. L'odeur corporelle

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composants chimiques contenus dans l'odeur corporelle pour ensuite les transformer en données comparatives.

2.2.5. Les mouvements des yeux

Les mouvements des yeux ou les saccades sont étudiées depuis de nombreuses années mais de récentes études montrent qu'elles sont uniques pour chacun d'entre nous. Cette caractéristique constitue une signature biométrique exploitable. Bien entendu, deux personnes suivant une même cible auront leur regard qui se comportera de la même façon. Ce sont les stratégies oculaires fines des saccades qui seront différentes et propres à chaque individu.
Les principaux avantages des saccades sont qu'elles ne peuvent pas être reproduites frauduleusement et qu'elles peuvent être mesurées par de simples caméras à haute définition.
Dans le cadre de la proposition des systèmes de contrôle des saccades pour l'utiliser comme signature biométrique. Des travaux de recherche récents ont été publiés comme (Kasprowski et *al*., 2004) et (Holland et *al*., 2013)

3. Limitations de la biométrie

Les systèmes biométriques par rapport aux moyens d'identification classiques (mot de passe, badge, carte,..) est moins fiable en termes d'exactitude puisque ces moyens sont toujours reconnus avec un taux de 100%. Aussi, ces systèmes se basent sur un score de vraisemblance exprimant le score de similitude entre deux modalités biométriques en question. Donc, en se basant sur ce score, les systèmes biométriques passent par un module de décision qui compare ce score à un seuil afin de générer une décision. Mais, voir que ce score ne reflète pas toujours la vérité de la comparaison et de similitude vérifié, on peut dire que ces système biométrique ne peuvent pas être fiable de 100%. L'absence de correspondance est une autre limitation qui est due à la variabilité des données biométriques à cause de non fiabilité des représentations de ces modalités. Donc cette variabilité est due à la variabilité lors de la capture ou temporelle.

- La variabilité lors de la capture

Cette variabilité est due à plusieurs phénomènes: déformation physique lors de la capture, erreurs lors de la numérisation, bruit d'acquisition. Cette variabilité n'est pas intrinsèquement liée à la biométrie mais à la numérisation de cette biométrie. Aussi, l'acquisition des biométries peut être impossible à cause des conditions environnementales. Par exemple il est impossible d'utiliser un système de reconnaissance de la voix dans un endroit très bruité ou de reconnaissance par le visage lorsqu'il fait nuit (si l'on utilise une caméra à lumière visible).

- La variabilité temporelle et la non-unicité des biométries

Ces variabilités sont également appelées variabilité intra-classe (variabilité d'une modalité pour un individu) au niveau des échantillons de la même biométrie d'une même personne et variabilité interclasse (variabilité entre les modalités de plusieurs individus) entre les différentes échantillons des modalités de personnes différentes.

Les systèmes biométriques souffrent du problème de l'intrusion par les fraudes. A priori, il est simple à voler une carte ou décoder un mot de passe mais il est plus difficile de falsifier un iris plutôt qu'il est toute fois possible de reproduire certaines modalités biométriques. Aussi, s'il est relativement simple de reproduire une signature ou imiter la voix d'une personne, il est plus difficile de reproduire l'iris ou l'empreinte digitale mais cela est possible. Ainsi que certaines études ont montré qu'il était possible de reproduire les empreintes digitales avec de la silicone.

4. Les notions de base

4.1. Gabarit

Habituellement, les systèmes biométriques ne comparent pas directement les images visuelles des caractéristiques d'une personne. Celles-ci sont plutôt traitées pour les rendre plus aptes à la comparaison par ordinateur et réduire au minimum leur taille de stockage. Généralement, on ne peut pas recréer une image à partir du gabarit découlant de celle-ci. Prenant l'exemple de création de gabarits d'empreintes digitales qui est fonction des algorithmes commerciaux mis au point par chaque fournisseur, mais leur processus est similaire :

1) On capture l'image d'une empreinte digitale;
2) On traite l'image en vue de faire apparaître clairement les crêtes et les sillons;
3) On étudie la disposition des crêtes pour y trouver des irrégularités, appelées points caractéristiques (minuties), dont voici quelques exemples fréquents : bifurcations, centres de figure, divisions, coupures, îlots et deltas.
4) On mesure l'emplacement relatif des points caractéristiques, obtenant ainsi un schème connu sous le terme de « graphique de minuties » constituant la base du gabarit d'empreintes digitales.

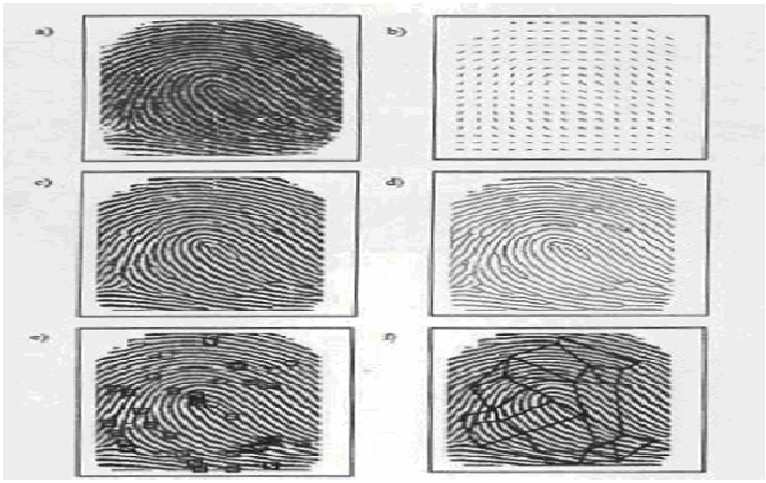


Figure 2 Étapes de traitement d'une empreinte digitale : a) original, b) orientation, c) image binarisée, d) image affinée, e) points caractéristiques, f) graphique minutie

4.1.1. Gabarit d'enrôlement

Il s'agit du gabarit produit lorsqu'un nouvel utilisateur est « enrôlé » dans le système. Ce gabarit est stocké et utilisé comme version authentique à des fins de comparaison ultérieure. Un gabarit d'enrôlement doit être de haute qualité puisqu'il fait office de norme pour les authentifications biométriques automatisées. Pour cette raison, on doit absolument recueillir le gabarit du bon utilisateur au moment de l'enrôlement. Si on enrôle le gabarit d'un imposteur, le système biométrique continuera de donner accès à l'imposteur tant que l'identité ne sera pas suspendue. C'est pourquoi l'enrôlement d'un utilisateur est une étape cruciale pour le maintien de la sécurité d'un système de contrôle d'accès biométrique. L'identité d'un nouvel utilisateur doit absolument être établie avant que l'utilisateur ne soit autorisé à créer un gabarit d'enrôlement.

4.1.2. Gabarit d'authentification

Un gabarit d'authentification est créé chaque fois qu'un utilisateur tente une authentification sur un système biométrique. Contrairement aux gabarits d'enrôlement, les gabarits d'authentification ne sont pas stockés définitivement. Dans le processus d'authentification, on numérise l'utilisateur afin de produire une image, qu'on traite ensuite en vue d'établir un gabarit d'authentification. On compare ensuite le gabarit d'authentification avec le gabarit d'enrôlement afin de déterminer s'ils se ressemblent suffisamment pour qu'il y ait identification ou vérification.

4.2. Identification

Par identification, on entend l'utilisation d'un système biométrique en vue d'identifier complètement une personne. On appelle souvent les systèmes d'identification : systèmes « 1:N », puisqu'on compare un gabarit d'authentification (1) à un grand nombre de gabarits d'enrôlement (N). Un système d'identification biométrique prélève un échantillon d'une caractéristique biométrique de l'utilisateur (e.g.., une empreinte digitale), à partir duquel il crée un gabarit d'authentification qu'il compare à une bibliothèque de gabarits d'enrôlement. Si le gabarit d'authentification de l'utilisateur et un gabarit d'enrôlement coïncident, l'utilisateur reçoit les privilèges associés à l'identité liée au gabarit d'enrôlement. Si aucune concordance n'est établie, le système considère que l'utilisateur n'est pas valide et lui refuse tout privilège. Les systèmes d'identification vérifient que les utilisateurs ne sont pas enrôlés plus d'une fois. Avant chaque enrôlement, le gabarit de biométrie de l'utilisateur doit être comparé à tous les gabarits de la bibliothèque afin de s'assurer que l'utilisateur n'est pas déjà enrôlé. Ainsi, si un bénéficiaire tentait de s'inscrire sous plusieurs noms afin de recevoir plusieurs prestations, le système d'identification refuserait de l'enrôler plus d'une fois. Les systèmes d'identification ont besoin d'un grand nombre d'informations d'entrée pour effectuer des comparaisons avec les vastes bibliothèques et sont relativement lents. La procédure d'enrôlement dans un système d'identification biométrique doit être étroitement surveillée pour éviter la soumission de données incorrectes. Les gabarits d'enrôlement destinés à l'identification doivent contenir de nombreuses informations si l'on veut comparer de façon sûre un gabarit d'authentification donné à un très grand nombre de gabarits d'enrôlement stockés.

4.3. Vérification

Par vérification, on entend l'utilisation d'un système biométrique en vue de confirmer l'identité déclarée par une personne. On appelle souvent les systèmes de vérification systèmes « 1:1 » puisqu'on compare un gabarit d'authentification à un gabarit d'enrôlement. Du point de vue technique, la vérification est nettement plus simple que l'identification. Dans un système biométrique de vérification, les utilisateurs commencent par décliner leur identité d'une manière quelconque. La méthode d'identification n'a pas besoin d'être extrêmement sûre et un mot de passe, un nom d'utilisateur ou un jeton font souvent l'affaire. Le système de vérification peut ainsi trouver le gabarit d'enrôlement de l'utilisateur. L'utilisateur se prête

alors à un test biométrique (e.g., reconnaissance des empreintes digitales) et le gabarit d'authentification résultant est comparé au gabarit d'enrôlement. Si les deux gabarits coïncident, l'utilisateur reçoit les privilèges (e.g. accès à un réseau) associés à l'identité liée au gabarit d'enrôlement. Si les deux gabarits ne coïncident pas, ces privilèges lui sont refusés. La vérification est une méthode d'authentification adéquate lorsque l'utilisateur coopère et souhaite que le système fonctionne. Habituellement, l'authentification par vérification est adéquate dans le cas de problèmes d'accès logique ou physique.

Comparativement à une solution d'identification automatisée, la vérification automatisée a besoin de moins d'espace de stockage, de moins de puissance de traitement et de moins de temps de décision. Les solutions de vérification peuvent aussi être mises en place sans bibliothèque centrale de gabarits d'enrôlement. Puisque le système n'a besoin d'accéder qu'au gabarit d'enrôlement de l'utilisateur concerné, il est possible de mettre en œuvre la solution sans stocker tous les gabarits ensemble.

4.4. Evaluation

Un système biométrique peut faire deux types d'erreurs. Il peut rejeter un utilisateur légitime et dans ce premier cas on parle de faux rejet (false rejection). Il peut aussi accepter un imposteur et on parle dans ce second cas de fausse acceptation (false acceptance). La performance d'un système se mesure donc à son taux de faux rejet (False Rejection Rate ou FRR) et à son taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate ou FAR).

$$FRR = \frac{Nombre\ de\ FR}{Nombre\ de\ clients} \quad (1)$$

$$FAR = \frac{Nombre\ de\ FA}{Nombre\ d'imposteurs} \quad (2)$$

La vérification est un problème qu'on peut le formulé de la manière suivante. Soient H_0 l'hypothèse : « la capture C provient d'un imposteur » et H_1 l'hypothèse : « la capture C provient de l'utilisateur légitime ». Il faut donc choisir l'hypothèse la plus probable. On considère que la capture C provient d'un utilisateur légitime si $P(H_1|C) > P(H_0|C)$.

$$\frac{P(C|H_1)P(H_1)}{P(C)} \geq \frac{P(C|H_0)P(H_0)}{P(C)} \quad (3)$$

$$\frac{P(C|H_1)}{P(C|H_0)} > \frac{P(H_0)}{P(H_1)} \quad (4)$$

Le taux de vraisemblance (likelihood ratio) P (C $|H_1$) P (C $|H_0$)est comparé à un seuil θ appelé seuil de décision. Les valeurs P (H_0)et P (H_1)qui représentent respectivement la probabilité pour qu'un imposteur ou un utilisateur légitime essayent d'accéder au système sont des valeurs difficiles à estimer.

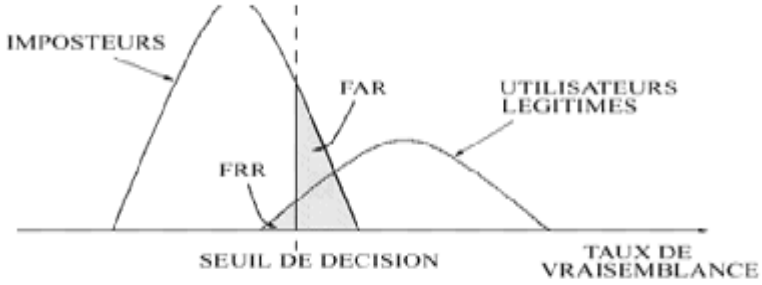


Figure 3 Distributions des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique

Sur la figure 3 la distribution hypothétique des taux de vraisemblance qu'obtiendraient les utilisateurs légitimes et les imposteurs d'un système de vérification donné. Les FAR et FRR sont représentés en hachuré. Idéalement, le système devrait avoir des FAR et FRR égaux à zéro. Comme ce n'est jamais le cas en pratique, il faut choisir un compromis entre FAR et FRR. Plus le seuil de décision θ est bas, plus le système acceptera d'utilisateurs légitimes mais plus il acceptera aussi d'imposteurs. Inversement, plus le seuil de décision θ est élevé, plus le système rejettera d'imposteurs mais plus il rejettera aussi d'utilisateurs légitimes. Il est donc impossible en faisant varier le seuil de décision de faire diminuer les deux types d'erreurs en même temps. C'est l'une des raisons qui a motivé l'invention de la multimodalité puisqu'il est possible de diminuer les deux types d'erreur à la fois en combinant correctement plusieurs modalités.

La courbe dite ROC (Receiver Operating Characteristic) permet de représenter graphiquement la performance d'un système de vérification pour les différentes valeurs de θ. Le taux d'erreur égal (Equal Error Rate ou EER) correspond au point FAR =FRR ,c'est-à-dire graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système. Cependant, il est important de souligner que l'EER ne résume en aucun cas toutes les caractéristiques d'un système biométrique. Le

seuil θ doit donc être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux.

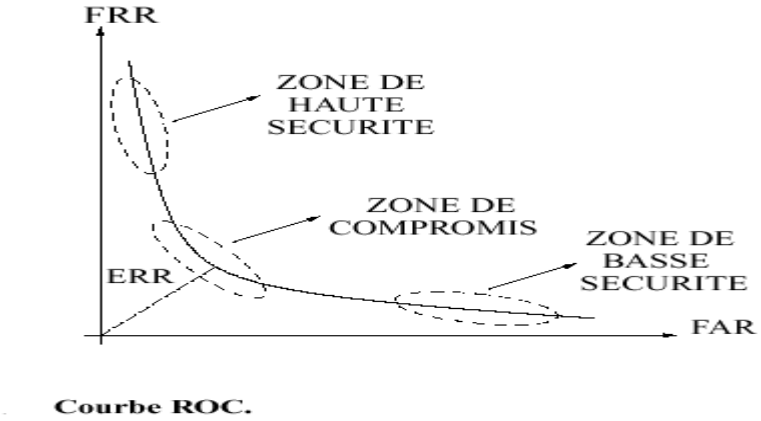


Figure 4 Courbe ROC

Le taux d'erreur ERR est un compromis entre FAR et FRR, c'est à dire, si un des deux taux est augmenté l'autre sera diminué automatiquement. La performance du système ne peut pas être mesurée en utilisant seulement les taux d'erreur (FAR / FRR). Le taux EER est couramment utilisé pour une comparaison rapide entre deux systèmes si nécessaire. EER peut être obtenu à partir de la courbe tracer par les FRR et les FAR. Donc, la valeur au point de croisement des FAR et FRR sera la valeur du taux EER. Plus le taux EER est faible, plus que le système biométrique est considéré comme étant précis. La valeur du taux EER peut être réduite en augmentant la différence entre les moyennes des distributions authentiques (légitimes) et imposteur et diminuer les variances des deux distributions imposteur et authentiques.

5. La Multi modalité

Bien que certains systèmes monomodaux aient obtenu une amélioration considérable de la fiabilité et de la précision, ils souffrent souvent de problèmes d'inscription en raison de non universalité de leurs traits biométriques de bases, la susceptibilité à l'usurpation biométrique ou manque de précision causée par des données bruitées. Par conséquent, une seule modalité biométrique peut ne pas être en mesure d'atteindre l'exigence de performance souhaitée dans les applications du monde réel. Pour surmonter ces problèmes, les systèmes d'authentification biométrique multimodaux, combinant des informations issues de plusieurs modalités, semble

une solution fiable pour arriver aux bons résultats d'authentification. Des études ont démontré que les systèmes biométriques multimodaux peuvent atteindre une meilleure performance par rapport aux systèmes monomodaux. Ces systèmes abordent le problème de la non-universalité, depuis plusieurs modalités pour assurer une couverture suffisante de la population. Ils ont également découragé la falsification d'identité car il serait difficile pour un imposteur de falsifier multiples modalités biométriques d'une personne. Ainsi, 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.

Donc, la multimodalité est une alternative qui permet d'améliorer de manière systématique la performance d'un système biométrique monomodal (Hong, 1999). Par performance, nous entendons à la fois la précision du système mais aussi son efficacité, plus particulièrement en mode identification (Kittler, 1998). L'objectif de la multi-biométrie est de réduire un ou plusieurs ces taux:

- Taux de fausses acceptations (TFA/FAR)
- Taux de faux rejet (TFR/FRR)
- Taux de faux enrôlement (TFE)
- La sensibilité aux artefacts

La précision d'un système biométrique multimodal est généralement mesurée en termes d'erreurs d'appariement et d'erreurs d'acquisition d'image. Les erreurs d'appariement se composent de ces taux : taux de fausses acceptations (TFA) où un imposteur est accepté et taux de faux rejet (TFR) où un véritable utilisateur n'est pas accepté. Les erreurs d'acquisition d'image comportent le taux d'échec à l'enrôlement (TFE) et le taux d'échec d'acquisition d'une donnée biométrique de test (TEA).

5.1. Les différentes formes de multi modalité

La biométrie multimodale ne se réfère pas seulement à la l'utilisation de deux ou plusieurs capteurs biométriques distinctes. Plutôt les entrées multiples peuvent provenir d'une variété de sources.

a. systèmes multiples biométriques : par exemple combiner reconnaissance du visage, reconnaissance des empreintes digitales et reconnaissance du locuteur. C'est le sens le plus classique du terme multimodal.

b. systèmes multiples d'acquisition : par exemple utiliser deux scanners différents (l'un optique, l'autre thermique) pour la reconnaissance d'empreintes digitales.

c. mesures multiples d'une même unité biométrique : par exemple faire la reconnaissance des deux iris ou des dix doigts d'un même individu.

d. instances multiples d'une même mesure : faire une capture répétée du même attribut biométrique avec le même système d'acquisition.

e. algorithmes multiples : utiliser différents algorithmes de reconnaissance sur le même signal d'entrée. Il convient de comparer les mérites respectifs de chacune de ces formes de multimodalité. Les critères retenus sont les différences de coût, de gêne pour l'utilisateur et de quantité d'information par rapport à un système biométrique unimodal.

En termes de coût supplémentaire, et pour les deux premiers scénarios, nous pouvons constater qu'ils ajoutent un coût supplémentaire dans la mesure où ils nécessitent plusieurs systèmes d'acquisition. Pour le scénario (c), tout dépend si plusieurs capteurs sont utilisés pour effectuer les différentes mesures simultanément ou si un unique capteur est utilisé pour faire des mesures successives. Les scénarios (a) et (e) ont un coût logiciel supplémentaire puisqu'ils font appel à plusieurs algorithmes.

En termes de gêne pour l'utilisateur, le scénario (d) est le plus difficile puisqu'il augmente la durée du processus d'identification. Par contre, le scénario (e) est le plus apprécié puisqu'il est simple à utiliser par l'usager. En ce que concernent les trois premiers scénarios, la différence sera plus ou moins importante suivant que les différentes acquisitions pourront être effectuées simultanément ou successivement.

Enfin, en termes d'apport d'information supplémentaire, le scénario (a) est le plus riche et les scénarios (d) et (e) les plus pauvres. Le scénario (c) peut aussi apporter une grande quantité d'information, car, comme nous l'avons vu, les deux iris ou les dix empreintes d'un même individu sont différentes. Cependant, si l'empreinte d'un doigt d'un individu est de mauvaise qualité (parce qu'il exerce une activité manuelle par exemple), il est fort probable que les autres empreintes soient aussi de mauvaise qualité.

Malgré les insuffisances qu'on a pu dégager de ces scénarios de fusion, la biométrie multimodale offre, toujours, un taux de sécurité élevé et un système d'identification plus performant que celui basé sur une seule modalité biométrique.

5.2. Les niveaux de fusion

La fusion biométrique multimodale combine des mesures de différents traits biométriques pour renforcer les points forts et réduire les points faibles des différents processus biométriques fusionnés. Ainsi, la fusion des informations biométriques peut se faire dans différents niveaux : niveau capteur, niveau caractéristiques, niveau score, niveau décision ou niveau rang.

5.2.1. Fusion au niveau capteur

Dans la fusion de capteurs (Lyengar et *al*., 1995), les traits biométriques acquis à partir de capteurs tels que le scanner d'empreinte numérique, caméra vidéo, Iris Scanner, etc, seront combinés pour former une caractéristique biométrique composite. Ce type de fusion peut se faire uniquement si les diverses captures sont des instances du même trait biométrique obtenu à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs instances du même trait biométrique obtenu à partir d'un seul capteur. De plus, les captures doivent être compatibles entre eux. Un exemple du niveau de fusion de capteurs consiste à détecter un signal de parole simultanément avec deux différents microphones. Un autre exemple de fusion au niveau capteur consiste à combiner plusieurs images d'empreintes digitales en les mettant en mosaïque afin de former une image d'empreinte digitale finale plus compliqué (Ross et al., 2002) (Moon et *al*., 2004). Bien que la fusion à un tel niveau devrait améliorer la précision de la reconnaissance biométrique (Jain et *al*., 2003) et (Zanuy et *al*., 2005) , il ne peut pas être utilisé pour d'autres biométries en raison de l'incompatibilité des données provenant de différentes modalités (Jain et *al*., 2003).

5.2.2. Fusion au niveau de données ou caractéristiques

A ce niveau de fusion, les traits biométriques sont d'abord prétraités pour extraire séparément les vecteurs de caractéristiques, les combiner et générer un seul vecteur de caractéristiques composite. Ce vecteur sera utilisé par le processus de classification. Il est indiqué dans (Jain et

al., 2003) et (Zanuy et *al.*, 2005) 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 caractéristique est plus riche en informations sur les données biométriques brut. Cependant, un tel type de fusion n'est pas toujours possible (Jain et *al*., 2003) et (Zanuy et *al.*, 2005). Par exemple, dans de nombreux cas, les caractéristiques pourraient ne pas être compatibles en raison de la différence dans la nature des modalités. Aussi tel enchaînement peut conduire à un vecteur de caractéristiques avec une très grande dimension. Cela augmente la charge de calcul. Il est rapporté qu'une conception complexe de classificateur pourrait être nécessaire pour opérer sur l'espace des caractéristiques à concaténer (Jain et *al*., 2003).

5.2.3. Fusion au niveau score de comparaison

En fonction de la précision de chaque processus biométrique, nous pouvons fusionner les scores d'appariement résultants de ces processus biométriques pour trouver un appariement composite qui sera envoyé au module de décision. A ce niveau ; une étape de normalisation de scores est nécessaire (Jain et *al*., 2005). Actuellement, cela semble être le niveau de fusion le plus utilisé en raison de sa simplicité. Ce niveau de fusion peut être classé en deux catégories: combinaison et classification (Ross et *al*., 2003). Dans la première approche, un scalaire est obtenu en normalisant les scores dans un domaine commun, puis en combinant ces scores normalisés (Snelick et *al*., 2005). Dans la deuxième approche, les scores sont considérés comme des caractéristiques d'entrée pour un deuxième problème de classification en deux classes de légitime et l'imposteur (Toh et *al*., 2004).

5.2.4. Fusion au niveau rang

Quand la sortie de chaque processus biométrique est un sous-ensemble d'hypothèses triées dans un ordre décroissant de confiance, la fusion peut se faire au niveau rang. Ho et al. (Ho et *al*., 1994) décrivent trois méthodes pour combiner les rangs assignés par différents processus biométriques. Dans la technique "highest rank method", on assigne à chaque hypothèse le meilleur rang calculé par différents processus. En cas d'égalité, on en retient un seul au hasard à fin d'arriver à un ordre de rang strict et la décision finale est prise selon les rangs combinés. La méthode "Borda count" utilise la somme des rangs assignés par les processus individuels à fin de calculer les rangs combinés. La méthode de régression logistique est une généralisation de la méthode "Borda count" où une somme pondérée des rangs individuels est calculée et les poids sont déterminés par régression logistique. (Rajanna et *al*., 2010) (Fu et *al*., 1967).

5.2.5. Fusion au niveau de la prise de décision

Chaque modalité est d'abord identifiée de façon indépendante. Puis, la décision finale est prise en se basant sur la fusion des décisions des différents processus biométriques. Les résultats finaux de plusieurs classificateurs sont consolidés par des techniques comme celle de la majorité de votes (Zuev et *al*., 1996). Dans cette approche, une décision indépendante est prise pour chaque processus biométrique ce qui peut réduire la performance du processus de fusion. Ainsi, la fusion à un tel niveau est le moins puissant. La fusion au niveau décision est considérée, donc, comme rigide en raison de la disponibilité des informations limitées.

5.3. Normalisation

Une étape de normalisation est généralement nécessaire avant que les scores bruts provenant de différents classificateurs peuvent être combinés dans l'étape de fusion. La normalisation aborde le problème des scores incomparables représentant les sorties des différents classificateurs biométriques. (Jain et *al*., 2005)

Nous présentons dans la suite, les trois méthodes de normalisation les plus connus : la méthode Min-Max, la méthode Z-score et la méthode TanH.

- Min-Max (MM):

Cette méthode normalise les scores bruts appartenant à l'intervalle [0, 1].

$$n = (s - \min(S)) / (\max(S) - \min(S)) \quad (5)$$

max (S) et min (S) définissent les points d'extrémité du domaine de définition des scores

- Z-score (ZS):

Cette méthode transforme les scores à une distribution avec une moyenne égale 0 et un écart type égale 1.

$$n = (s - \text{moyenne}(S) / (\text{std}(S)) \quad (6)$$

moyenne (S) et std (S) désignent respectivement la moyenne et le standard de déviation des scores

- Tanh (TH):

Cette méthode est parmi les techniques statistiques les plus solides. Elle trace les scores de la gamme (0, 1)

n = 0,5 [tanh (0 .01 (s - moyenne (S)) / (std (S))) +1] (7)

5.4. Les scénarios de fusion

Selon le nombre de modalités, de capteurs, et les caractéristiques utilisés, une variété de scénarios sont possibles dans un système biométrique multimodal.

5.4.1. modalité biométrique unique et de multiples capteurs

C'est le cas où on utilise de multiples capteurs pour enregistrer plusieurs instances de la même modalité biométrique. Ainsi, des données biométriques relatives à différents capteurs sont obtenues. Par exemple Chang et al. (2005) acquièrent deux images en 2D et en 3D d'un visage et les combinent au niveau de données ainsi qu'au niveau de scores de similarités. Aussi, Kumar et al. (2003) ont proposé un système de vérification par la main qui combine les caractéristiques géométriques de la paume de main au niveau scores et au niveau caractéristiques. Ils ont montré dans leurs expériences que les résultats de fusion au niveau score sont meilleures que celles de la fusion au niveau de caractéristiques. Cela pourrait être dû au nombre important de caractéristiques fusionnées.

5.4.2. Unique trait biométrique, multiples classificateurs

Contrairement au scénario précédent, un seul capteur est utilisé pour obtenir des données brutes. Ces données sont ensuite utilisées par multiples classificateurs. Chacun de ces classificateurs applique un extracteur de caractéristiques sur la modalité biométrique pour générer une représentation différente des autres extracteurs.

Jain et *al*. (1999) ont utilisé la fonction logistique pour fusionner les scores obtenus à partir de trois différents classificateurs d'empreintes digitales appliqués sur le même ensemble de minuties.

Ross et *al*. (2003) combinent les scores du classificateur d'empreintes digitales basé sur les minuties et du celui basé texture.

Lu et *al*. (2003) ont généré trois types de caractéristiques de l'image du visage en se basant sur PCA, LDA et ICA. Puis les scores des trois classificateurs seront fusionnés pour générer une décision finale.

5.4.3. Unique trait biométrique, plusieurs unités

Prenant le cas d'empreinte digitale (Ou de l'iris), il est possible de fusionner les informations de deux ou plusieurs doigts (ou les deux iris) d'une seule personne. C'est un moyen moins coûteux pour améliorer la performance du système biométrique. En plus, cela n'implique pas le déploiement de multiples capteurs, ni l'intégration de modules d'extraction de caractéristiques supplémentaires.

5.4.4. multiples modalités biométriques

Dans ce cas, différentes modalités biométriques d'un individu sont utilisées pour établir son identité. Donc, l'indépendance des modalités assure une amélioration des performances des systèmes biométriques.

Brunelli et al. **(**1995) ont proposé un système biométrique multimodal basé sur une méthode de combinaison hiérarchique utilisant l'opérateur tangente hyperbolique (tanh) pour la normalisation et la moyenne géométrique pondérée pour la fusion des données biométriques de la voix et du visage. Un réseau HyperBF a été utilisé, dans ce système, pour fusionner les scores normalisés des cinq classificateurs qui sont exploités sur la voix et les caractéristiques du visage.

Bigun et al. (1997) ont proposé une méthode statistique basée sur des statistiques bayésiennes pour fusionner le discours (texte dépendent) et les données du visage de l'utilisateur. Tout au long du processus de fusion, les estimations biais de chaque classificateur ont été prises en compte.

Hong et al. (1998) a proposé un système d'identification basé sur le visage et les empreintes digitales, où la correspondance des empreintes digitales est appliquée après la taille de la base de données par l'intermédiaire d'appariement de visage. Les auteurs ont associé différents mesures de confiance aux classificateurs monomodaux intégrant le visage et les caractéristiques de l'empreinte digitale d'une personne. Ils ont proposé également un mécanisme d'indexation dans lequel l'information du visage est utilisée pour choisir un ensemble d'identités possibles et les caractéristiques de l'empreinte digitale sont ensuite utilisées pour sélectionner une seule identité.

Nous trouvons aussi un produit commercial appelé BioID (Frischholz et *al*., 2000) qui utilise la voix, le mouvement des lèvres et les caractéristiques du visage d'un utilisateur pour vérifier l'identité d'une telle personne.

5.5. Les modes de fonctionnement

Un système multimodal peut fonctionner dans l'un des trois modes suivants: le mode série, le mode parallèle, ou en mode hiérarchique. Dans le mode de fonctionnement de série, la sortie d'une modalité est généralement utilisée pour réduire le nombre des possibles identités avant d'utiliser la modalité suivante (Hong et *al*., 1998). Par conséquent, multiples sources d'information (par exemple, les modalités multiples) ne doivent pas être acquises simultanément. En outre, une décision pourrait être faite avant l'acquisition de tous les traits. Cela peut réduire le temps global de reconnaissance. Dans le mode de fonctionnement en parallèle, les informations provenant de multiples modalités sont utilisées simultanément afin d'effectuer la reconnaissance. Dans le régime hiérarchique, les classificateurs individuels sont combinés dans une arborescente. Ce mode est pertinent lorsque le nombre de classificateurs est grand.

Généralement, la multi modalité est une solution convenable pour le problème rencontré lors de l'identification des personnes qui ne pouvant pas utiliser une des modalités du système multimodal ce qui leur donne la chance à utiliser une autre modalité. Donc si l'utilisateur ne possède pas une modalité on peut utiliser alternativement une autre modalité pour le reconnaitre. Cette solution est plus adéquate pour une architecture en série. Alors que l'architecture en parallèle demande l'utilisation de toutes les modalités de base du système multimodal. Cependant cette architecture peut améliorer les performances du système mais elle est couteuse en temps, en matériel.

5.6. Les stratégies d'intégration

La stratégie adoptée pour l'intégration dépend du niveau au cours duquel la fusion est réalisée. La fusion au niveau de caractéristiques peut être accomplie par la concaténation de deux ensembles de caractéristiques compatibles. La fusion au niveau score a été bien étudié dans la littérature (Tax et *al*., 2000), (Duin et *al*., 2000)**.** Les techniques de normalisation robustes et efficaces sont nécessaires pour transformer les résultats de plusieurs vérifications dans un domaine commun avant de les consolider (Indovina et *al*., 2003). Dans le cadre de la vérification, deux stratégies distinctes existent pour la fusion à ce niveau. Dans la première approche de la fusion est considérée comme un problème de classification où un vecteur de caractéristiques est constitué en utilisant la sortie correspondante à des scores par les vérifications individuelles. Ce vecteur de caractéristiques est ensuite classé dans l'une des

deux classes: Accepter ou rejeter (Verlinde et *al*., 1999). Dans la seconde approche de la fusion est considérée comme un problème de combinaison où les résultats correspondants sont rassemblés pour générer un score unique scalaire qui est ensuite utilisé pour générer la décision finale (Yacoub et *al*., 1999). Les stratégies générales pour la combinaison de multiples classificateurs ont été proposées dans (Ho et *al*., 1994) et (Kittler et *al*., 1998). Ross et *al*. (2003) ont montré que la règle de la somme est simple suffisante pour obtenir une amélioration significative de la performance de l'appariement d'un système biométrique multimodal. Ils suggèrent également une technique pour incorporer les poids d'utilisateurs spécifiques afin d'améliorer encore les performances du système (Jain et *al*., 2002). Aussi, les stratégies de fusion au niveau de la décision peuvent inclure le vote majoritaire (Zuev et *al*., 1996), la méthode de l'espace de connaissance comportementaux (Lam et *al*., 1995), une vote pondérée basée sur la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (Xu et *al*., 1992), règles ET / OU, etc

5.7. Travaux existants

Généralement, le choix et le nombre de modalités biométriques sont largement déterminés par la nature de l'application, les frais consommés par multiples modalités, et la corrélation entre les modalités considérées. Les informations non corrélées sont préférées pour l'amélioration de la performance, par exemple dans un téléphone portable équipé d'une caméra, il pourrait être plus facile de combiner les modalités de visage et de la voix d'un utilisateur. Tandis que dans une application ATM il serait plus facile de combiner les modalités de l'empreinte digitale et du visage de l'utilisateur. Donc, une diversité de systèmes biométriques multimodaux a été proposée dans la littérature utilisant différentes modalités biométriques basées sur différentes approches appropriées à ces données biométriques.

(George et *al*., 2008) George a proposé un système de vérification de personnes en se basant sur deux modalités biométrique: l'empreinte digitale et le visage. L'auteur a utilisé le Laplacianface comme extracteur de caractéristiques du visage et l'algorithme de Directional Filer Bank pour caractériser l'image d'une empreinte digitale. Donc, Chaque image de visage dans l'espace image est associée à un sous-espace de visage de faible dimension. Cette sous-espace se caractérise par un ensemble de caractéristiques d'images, appelées Laplacianfaces. Alors que pour l'empreinte digitale, l'auteur procède à détecter un point de référence pour localiser une région d'intérêt (ROI). A partir du ROI, il procède ensuite à extraire les caractéristiques de l'empreinte digitale en décomposant l'image en plusieurs

sous-bandes directionnelles. De la sous-bande décomposée, des valeurs de l'énergie directionnelle sont calculées pour chaque bloc. Donc, le ROI sera représenté par les énergies directionnelles normalisées pour chaque bloc. Dans cette représentation, seule les énergies directionnelles dominantes sont conservées. Le reste des énergies directionnelles sont remis à zéro, et les traités comme du bruit. Au niveau de la phase de comparaison, l'auteur calcule une distance Euclidienne pour mesurer le degré de vraisemblance entre l'image de référence et celle en question. Pour valider la vérification de la personne en question, l'auteur se base sur MBP-ANN. Donc l'apprentissage de ce classifieur est basé sur les caractéristiques déjà extraites des deux modalités.

Le et *al*. (2010) ont proposé un système d'identification biométrique multimodale basée sur la géométrie du doigt, l'imprimer jarret et l'empreinte de la paume de la main. Après l'acquisition de l'image de la main, les auteurs procèdent à localiser la paume de la main dans une image et les doigts dans une autre image. Ils binarisent l'image de la main pour détecter le contour et les points clé qui aident à localiser les deux ROI. Puis, ils passent à extraire les caractéristiques de chaque ROI : les caractéristiques géométriques des 4 doigts, l'imprimer jarret et les points clé de la paume de la main. Les caractéristiques géométriques du doigt se sont déterminées à partir des surfaces de blocs décomposés à partir du doigt. L'imprimer jarret est déterminé en se basant sur l'opérateur de Sobel pour détecter les frontières et sur la transformée d'ondelette pour la suppression du bruit. Puis, l'opérateur de KLT est utilisé pour détecter les points clé de la paume qui seront, aussi, caractérisés. Au niveau de la phase de comparaison, les auteurs se sont basés sur le calcul de la distance d'Euler entre les vecteurs de caractéristiques géométriques du doigt. Aussi, les auteurs ont utilisé la a fonction cosine, pour générer un taux de similarité entre les deux imprimés jarret en question. Pour générer la décision, les auteurs suivent une architecture hiérarchique en commençant par vérifier la géométrie du doigt en question avec celui de référence, si la décision est positive les auteurs passent à vérifier la similarité entre les deux jarrets en question pour finir par la validation de la similarité entre la paume en question et la paume de référence en se basant sur les points clés extraites.

Dans le système proposé par Ly et al. (2004) deux modalités biométriques ont été utilisées: la signature en ligne et la parole pour la vérification de personnes. Pour la signature, chaque point est caractérisé par 12 paramètres dynamiques (vitesse, accélération ,…). Puis le système de vérification de signatures, procède à analyser la signature à la base des Modèles de Markov Cachés (Hidden Markov Models - HMMs) pour calculer une distance de similarité entre les

deux modèles des deux signatures en question. Dans ce travail, les auteurs ont développé aussi deux systèmes de vérification de parole, l'un dépendant du texte, fondé sur une distance élastique (Dynamic Time Warping -DTW) et l'autre indépendant du texte, utilisant le Modèle de Mélange de Gaussiennes (Gaussian Mixture Models - GMMs). Pour fusionner les données générées par les 3 systèmes biométriques uni-modaux, les auteurs se sont basés sur deux méthodes de fusion: une méthode de Classification Arborescente Additive (Additive Tree Classifier -ATC) qui exploite un critère de théorie de l'information dans le cadre du "Boosting" , et une méthode d'apprentissage statistique utilisé avec succès en vérification de l'identité, les Machines à Vecteurs de Support (Support Vector Machines - SVM). Enfin, pour évaluer le système multimodal, les auteurs ont utilisé la base BIOMET (Salicetti et *al*., 2003) contenant cinq modalités: la signature en ligne, la parole, le visage, l'empreinte digitale et la forme de la main. En fait, le taux d'erreur total baisse de la moitié au moins, en comparaison avec le meilleur système monomodal. Ils ont obtenu un taux d'erreur total du système de fusion de 2,21%.

Khana et *al*. (2008) ont proposé un système biométrique multimodal basé sur la fusion du visage et de l'empreinte digitale pour l'authentification de personnes. Ce système a été appliqué dans un espace limité de jetons. L'empreinte digitale sera cryptée sur une image d'un visage pour les sauvegarder dans un jeton comme smart cards. L'empreinte digitale est encodée par le filtre de Gabor. En fait, le cryptage et le décryptage du code de l'empreinte digitale sont basés sur la transformée d'ondelette et l'inverse de la transformée d'ondelette. A la suite du décryptage, le visage sera comparé avec l'image de référence ainsi que l'empreinte digitale qui sera comparée avec son gabarit. Donc, deux scores seront générés pour les combiner par une simple équation de somme.

Ross et al. (2006) ont combiné les données biométriques de géométrie de la main, de l'empreinte digitale et de visage par la règle de la somme, par la méthode de l'arbre de décision et les méthodes à base discriminante linéaire. Les auteurs ont prouvé que la règle de somme surpasse les autres. Les auteurs ont prouvé que le méthode de fusion utilisant la normalisation des scores et la règle de la somme, ou la méthode de fusion basée sur l'estimation des probabilités a posteriori avec l'opérateur produit, ou le la méthode basée sur l'SVM ont donné des résultats presque identiques.

Hassan Soliman (2012) a présenté une étude sur les systèmes biométriques multimodaux basés sur les veines de palmiers et la signature. L'auteur procède à extraire les caractéristiques des deux modalités en se basant sur les opérations morphologiques et l'algorithme invariant

d'échelle d'entité Transform (EIPD). Puis, les deux vecteurs de caractéristiques ont été soumises à la transformée en cosinus discrète (DCT) pour réduire leurs dimensionnalités. Par la suite, le classificateur Vector Linear Quantification (LVQ) est utilisé avec les paramètres modifiés pour classer les différentes personnes dans la base de données. Ainsi, la fusion au niveau des caractéristiques pour les deux utilise une simple règle de somme. Finalement ils en déduisent que l'algorithme SIFT est plus précis et n'a pas besoin de plus d'étapes de pré-traitement pour identifier les personnes.

Harbi AlMahafzah et *al*. (2012) ont proposé une méthode de fusion au niveau de caractéristiques de plusieurs instances d'une seule modalité biométrique (l'empreinte digitale) afin d'améliorer la performance du système de vérification d'empreinte digitale. Les résultats indiquent que la performance l'approche de vérification basée sur une multi-instance de l'empreinte digitale surpasse celle de l'approche basé sur une seule instance. Aussi, les auteurs ont démontré que la fusion de deux instances du doigt a donné de bon résultats en se basant sur les opérateurs Z-score et tanh-estimateurs. Mais en se basant sur les opérateurs Min-Max, médian et MAD, la fusion n'a pas beaucoup amélioré la performance du système monomodal.

Kittler et *al*. (1998) ont expérimenté plusieurs techniques de fusion pour le visage et la biométrie vocale, y compris la somme, le produit, les règles minimales, la médiane et la maximale et ils ont trouvé que la règle de la somme est la meilleure par rapport aux autres. Les auteurs de (Kittler et *al*., 1998) ont expliqué la supériorité de la règle de la somme par le faite que cette dernière n'est pas significativement affectée par les erreurs d'estimation de probabilité.

Ben Yacoub et al. (1999) a étudié plusieurs stratégies de fusion, tels que les machines de support vectorielles, des classificateurs d'arbres et les réseaux de neurones multi-couche, pour le visage et la biométrie vocale. Mais les auteurs ont prouvé que le classificateur de Bayes est la meilleure méthode de fusion par rapport aux autres testées.

(Abdolahi et *al*., 2013) ont proposé un système biométrique multimodal fusionnant l'iris et l'empreinte digitale au niveau décision en se basant sur la logique flou. Après le rehaussement de l'image, la binarisation et la squelettisation, les auteurs procèdent à extraire les caractéristiques des deux modalités. La méthode d'extraction de caractéristiques de l'empreinte digitale utilisée est basée sur les minuties. L'extracteur de l'iris est basé sur le filtre de Gabor pour générer un code binaire. Dans le module de comparaison du processus d'identification d'iris une distance de Hamming est utilisée pour compter le nombre de bits

différents entre des images d'iris. La même méthode de comparaison est utilisée dans le module du système d'identification d'empreinte digitale pour générer le nombre de minuties qui ne se confondent pas entre les deux images d'empreinte digitales. Un système d'interférence flou est utilisé pour générer la décision finale de chaque système biométrique monomodal. Cette décision est générée à la base d'une fonction d'appartenance triangulaire, la distance Hamming calculée et quelque règle définie par les auteurs est utilisé pour générer une décision pour chaque processus. Par la suite, les auteurs ont utilisé des règles floues avec les deux décisions générées pour fournir la décision finale de leur système biométrique multimodal. Le taux d'erreur de ce système est de 1.7% . Mais, les auteurs n'ont pas donné une idée sur la base biométrique multimodale utilisée.

(Baig et *al*., 2009) ont proposé un système biométrique fusionnant l'iris et l'empreinte digitale. Ils ont utilisé deux extracteurs de la littérature, un extracteur de caractéristiques basé sur filtre Gabor pour représenter l'iris et un extracteur basé sur les minuties pour représenter l'empreinte digitale. Pour chaque modalité, une distance Hamming est calculée. La somme de ces deux distances est affectée comme score de vraissemblance finale. Les auteurs ont évalué leur système sur une base de 100 personnes (n'ont pas donné plus de détail sur cette base). Ce système a généré un taux d'erreur de 10%.

Nandakumar et *al*. (2008) ont comparé une méthode de fusion par estimation du rapport de vraisemblance en utilisant un GMM pour l'estimation des densités conditionnelles, avec un SVM et une règle 'somme' après normalisation des scores par la méthode du Min-max. Pour la phase d'apprentissage, les auteurs ont effectué vingt tirages aléatoires de bases d'apprentissage en décomposant la base de scores disponibles en deux sous-bases de même taille, l'un pour l'apprentissage et l'autre pour la phase de test. Cette méthodologie de tirage permet de surmonter les problèmes dus à la taille réduite des bases et à la non-représentativité de ces bases. Les tirages permettront d'estimer une performance moyenne ainsi que les variations de performance en généralisation.

Dans (Nandakumar et *al*., 2006), les auteurs ont proposé une méthode de fusion d'iris et d'empreinte digitale au niveau score. Ils ont utilisé le filtre Gabor pour représenter l'iris et les minuties pour représenter l'empreinte digitale. Après le calcule des deux score de vraisemblance à affecter pour l'iris et l'empreinte digitale, les auteurs passent à l'étape de fusion. Dans cette étape, ils procèdent à estimer la qualité l'iris en se basant sur une version modifié de méthode d'ondelette proposée dans (Chen et *al*., 2006). Aussi, ils ont mesuré la

qualité de l'image d'empreinte digitale en se basant sur une mesure de cohérence présentée dans (Chen et *al*., 2005). Puis, en estimant les densités conjointes du score de vraisemblance et la qualité des deux classes (Légitime et imposteur), les scores de vraisemblances générés par les deux systèmes biométriques monomodaux sont implicitement pondérés. Les deux densités conjointes, les deux mesures de qualités sont fusionnées par des règles de produit basé qualité pour généré une décision (imposteur ou légitime). Ce système a été évalué sur une base de 320 personnes avec 5 prototypes pour chaque modalité. Un taux de fausses acceptations de 0.01% et un taux de faux rejets de 5.2% ont été généré par ce système.

6. Conclusion

Les limitations de la biométrie monomodale, nous ont poussées à choisir la biométrie multimodale comme cadre générale pour le produit biométrique que nous avons proposé. Donc, pour remédier au problème de non-universalité (exemple : 4% de la population peut avoir des empreintes digitales de mauvaise qualité) d'une modalité biométrique, nous avons choisi à utiliser plus qu'une modalité biométrique. Aussi, l'utilisation de plusieurs modalités diminue la possibilité des attaques des fraudes en compliquant la tâche de la reconnaissance d'une personne en acquérant plus qu'une modalité biométrique. Pour ce fait, nous avons étudié la fiabilité des biométries les plus connues et utilisées afin de choisir les modalités de bases pour notre méthode d'identification de personne par fusion de différentes modalités biométriques. Dans ce cadre, nous avons choisi l'empreinte digitale vue que c'est une modalité plus fiable que plusieurs autres modalités (visage, main, voix, signature,..) et la plus acceptée par le public. Aussi, nous avons choisi l'iris comme deuxième modalité de base vue que c'est une biométrie que ne change pas durant la vie d'une personne ainsi c'est une biométrie jugé parmi les plus fiables modalités. Donc la fiabilité de ces deux modalités nous aide à fournir un produit biométrique performant. La fusion de plusieurs modalités nécessite une étude des différents niveaux de fusion. La plus part des travaux proposés dans le cadre de fusion de différentes modalités biométrique fait la fusion au niveau de score vue la simplicité de la fusion à ce niveau. Alors qu'à ce niveau, les informations fournies sont moins riches que les informations fournies au niveau de caractéristiques en plus de la cumule des erreurs après le passage par plusieurs étapes (prétraitement, extraction de caractéristiques, comparaison) avant de générer le score final. Donc, plus la fusion est réalisée à un niveau éloigné de la capture, plus la quantité d'informations disponibles pour prendre une décision est faible. Dans notre cas, nous ne pouvons pas faire la fusion au niveau capture vue que l'iris et l'empreinte digitale sont deux modalités différentes qui n'ont pas une liaison morphologique entre eux. En

effet, nous avons choisi la fusion des modalités biométrique dans un niveau n'est pas éloigné de la capture, c'est le niveau de caractéristique. Donc, notre contribution principale est la proposition d'une méthode d'identification de personne par la fusion de deux modalités biométriques : l'iris et l'empreinte digitale au niveau de caractéristiques. Donc, un défi à soulevé c'est de proposer une méthode de fusion de caractéristiques de ces deux modalités biométrique malgré la difficulté de ce niveau par rapport aux autres niveaux de fusion. Ainsi, peu de travaux ont abordé ce problème de fusion au niveau caractéristique.

Ce chapitre a été consacré pour la présentation des généralités sur la biométrie monomodale en plus des généralités sur la biométrique multimodale. C'est un chapitre introductif pour les chapitres suivants. Donc, nous avons présenté le jargon de ce domaine biométrique, les avantages et les limitations de la biométrie monomodale ainsi que le contexte général de notre thèse en donnant l'avantage d'un système biométrique multimodal par rapport à un système monomodal. Puis, nous avons exposé les différentes formes de la multi modalité, les différents scénarios et niveaux de fusion, les modes de fonctionnement d'un système biométrique multimodal. Dans la dernière section, nous avons donné un aperçu sur l'historique des systèmes biométriques multimodaux.

Chapitre 2

Les Outils et les méthodes

Chapitre 2

Les outils et les méthodes

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous exposerons les méthodes et les outils de bases intégrés dans nos systèmes biométriques proposés. Nous présenterons dans la première section la transformée en curvelet que nous l'avons utilisé dans l'étape d'extraction de caractéristiques de nos systèmes biométriques monomodaux. Dans une deuxième section nous passons à présenter la théorie possibiliste que nous l'avons intégré dans nos méthodes de comparaisons et sélection. Enfin, on termine par la description de l'algorithme génétique utilisé dans notre méthode de sélection de caractéristiques.

2. La transformée en curvelet

2.1. Avant propos

Au cours des dix dernières années, les ondelettes ont eu un immense succès dans le domaine du traitement d'images, et ont été utilisées pour de nombreux problèmes. Ces problèmes ont souvent pour préalable la recherche d'une représentation de l'image qui soit la plus parcimonieuse possible, au sens où un petit nombre de paramètres permet d'obtenir une approximation précise de l'image. Cependant, il apparaît aujourd'hui clairement que les ondelettes ne sont pas optimales pour l'analyse d'objets anisotropes dans l'image (les lignes, les contours...), mais restent efficaces pour la détection de structures isotropes à différentes échelles. Depuis quelques années, de nouvelles transformées multi-échelles ont été développées comme les Curvelets, contourlets et bandlets qui intègrent la notion de directionnalité et qui permettent de rechercher des objets de manière optimale. Dans le cadre de la représentation de l'image d'iris et d'empreinte digitale, nous adoptons les transformées de Curvelet comme approche de base de notre extracteur de caractéristiques pour ces deux modalités biométrique.

2.2. La transformée en ridgelet

La transformée en ridgelet (Emanuel et *al*., 1998) utilise la transformée de Radon pour caractériser les segments de droite. Un segment est bien évidemment constituer de points. Donc, la transformée en ridgelet se base sur la transformée de Radon (Radon, 1986) pour puisque les discontinuités linéaires (lignes) se projettent sous forme de singularités ponctuelles (points) (voir Figure 5).

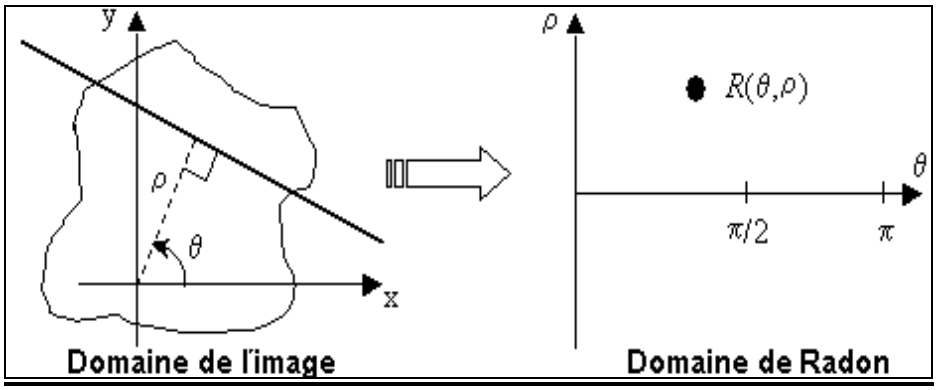


Figure 5 Schéma de la transformée de Radon (Radon, 1986)

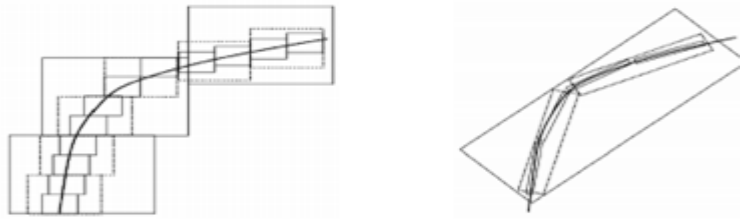
La caractérisation des segments de droite est bien analysée par la transformée en Ridgelets alors que les courbes sont moins analysées par ce transformée. Alors que pour le cas de l'iris ou de l'empreinte digitale, leurs textures contiennent des formes de courbures et nécessite une méthode qui permet de bien analyser les courbes donnant une information riche à représenter. C'est pourquoi nous avons préféré sa version améliorée qu'est la transformée en Curvelets à intégrer dans notre extracteur de caractéristiques d'iris et d'empreinte digitale. Cette transformée est la version localisée dans l'espace de la transformée en Ridgelets. Elle est obtenue par l'application d'une transformée en Ridgelets dans une fenêtre de Fourier à support fini avec une dilatation de la fonction d'onde de $\frac{a}{a^2}$. Puis, des coefficients de curvelet devraient être calculés pour chaque pixel de l'image. Ces coefficients peuvent définir, à différents niveaux d'échelle d'analyse de la courbe, l'orientation et la courbe en ce point.

2.3. Description transformée en curvelet

2.3.1. Présentation

La transformée de Curvelets (CT) est une transformation géométrique développé par Emmanuel et al. (1999) pour surmonter les limitations inhérentes des ondelettes. La CT est une transformée multi-échelle et multi-directionnelle avec des fonctions de base en forme

d'aiguille. Les fonctions de base de la transformée en ondelettes sont isotropes, donc il faut un grand nombre de coefficients pour représenter les singularités de la courbe. Alors que les fonctions de base de la transformée en curvelet sont en forme d'aiguille et ont une grande sensibilité directionnelle et l'anisotropie. Par exemple, sur la figure 6.a, les ondelettes prendraient beaucoup de coefficients pour représenter précisément un tel contour. Comparées aux ondelettes, les Curvelets peuvent représenter un contour lisse avec moins de coefficients pour la même précision (Figure 6.b). La transformée de Curvelets est une transformée multi-èchelle multi-directionnelle avec des atomes indexés par un paramètre de position, d'échelle et de direction (Emmanuel et *al*., 1999), (Emmanuel et *al*., 2002), (Emmanuel et *al*., 2006). La figure 7 montre le partitionnement spectral engendré par la FDCT (Emmanuel et *al*., 2006). Les transformées en curvelets obéissent à l'échelle parabolique. Donc, elles donnent une représentation optimale des singularités éparse d'un contour (Emmanuel et *al*., 1999). Aussi, la transformée en curvelet à différentes échelles et directions couvrent l'espace de fréquence, ce qui n'est pas le cas avec d'autres transformées directionnelles comme les ondelettes de Gabor.



(a) Représentation par ondelette (b) Représentation par Curvelets

Figure 6 Comparaison de l'approximation non-linéaire des ondelettes et des curvelets (Emmanuel et *al*., 1999).

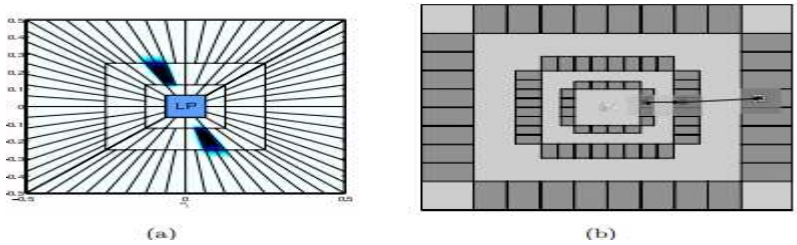


Figure 7 Décomposition pyramidale orientée par la FDCT (Emmanuel et *al*., 2006). (a) Partition spectrale de la FDCT. (b) FDCT de l'image de Lena. Chaque rectangle représente une portion angulaire**.**

2.3.2. Principe

La transformée en curvelet a été proposée dans (Emmanuel et al., 1998). Cette transformée se dérive des ridgelets multiéchelles. Une première décomposition permet d'obtenir une analyse multiéchelles en sous-bandes centrées sur les couronnes de fréquences $f \in \frac{\left[0,\frac{1}{2^{2s}}\right]^2}{\left[0,\frac{1}{2^{2s+2}}\right]^2}$, où s ∈ N représente l'échelle. Notons que cette découpe de l'espace fréquentiel n'est pas classique. Ces sous-bandes sont ensuite analysées par une transformée en orthoridgelets sur des blocs de taille $2^s \times 2^s$. Les atomes d'analyse sont alors des éléments rectilignes de taille $2^s \times 2^{2s}$. Ces éléments suivent donc une loi de changement d'échelle parabolique ($l = w^2$), bien adaptée à l'approximation des courbes (Emmanuel et al., 1998). L'ondelette utilisée pour construire les orthoridgelets est l'ondelette de Meyer tandis que la fonction d'échelle de Lemarié est utilisée pour la représentation des basses fréquences. Une construction différente et plus générale, reposant sur la théorie des frames, est présentée dans (Emmanuel et *al.*, 2002). Le frame d'analyse est construit directement à partir d'une fonction mère C bidimensionnelle de haute fréquence selon l'un des axes et de basse fréquence selon l'autre (typiquement le produit tensoriel d'une fonction d'ondelette et d'une fonction d'échelle). La famille de curvelets $\left[(C)_{l,n,\theta}\right)_{l\in\mathbb{N},n\in\mathbb{Z}^2,\theta\in\frac{\pi\mathbb{Z}}{2^l}}$ correspondante est alors donnée par :

$$C_{l,n,\theta}(t) = 2^{\frac{3l}{2}} C(D_l R_\theta - n) \tag{8}$$

$D_l = \begin{pmatrix} 2^{2l} & 0 \\ 0 & 2^l \end{pmatrix}$ est la matrice de sous-échantillonage du changement d'échelle (notons au passage que $2^{\frac{3l}{2}}$ correspond à la racine carrée de son déterminant), R_θ est la matrice de rotation d'angle θ et n indique la position de la curvelet.

Pour x un paramètre de position spatiale, w un paramètre de domaine de fréquence et (r, θ) en tant que domaine de fréquence polaire dans l'espace R^2 en 2-D. W (r) et V (r) sont lisses non-négatif représentent respectivement : le rayon de la fenêtre et l'angle de la fenêtre et ils doivent satisfaire:

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2\left(2^j r\right) = 1, r \in \left(\frac{3}{4}, \frac{3}{2}\right) \tag{9}$$

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} V^2\left(2^j r\right) = 1, r \in \left(-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) \tag{10}$$

Pour tous les échelles $j \geq j0$, la fenêtre du domaine de fréquence de fourrier est définie comme suit :

$$U_j(r,\theta) = 2^{-\frac{3j}{4}} W(2^{-j}r) V\left(\frac{2^{\frac{j}{2}}\theta}{2\pi}\right) \quad (11)$$

Le domaine de fréquence de la transformée en curvelet est défini par la produit de $\varphi_{j,l,k}$ et $f \in L^2(R^1)$.

$$c(j,l,k) = (f, \varphi_{j,l,k}(x)) = \int_{R^2} f(x)\overline{\varphi_{j,l,k}(x)}\, d(x) \quad (12)$$

$$c(j,l,k) = \frac{1}{(2\pi)^2}\int f(\hat{w})\overline{\varphi_{j,l,k}(x)}\, d(w) = \frac{1}{(2\pi)^2}\int f(\hat{w}) U_j\left(R_{\theta_l} w\right) \exp[i\langle x_k^{(j)}, w\rangle]\, dw \quad (13)$$

Mettre en place un W_0 fenêtre passe-bas qui satisfait.

$$|W_0(r)|^2 + \sum_{j\geq 0} |W_0(r)|^2 = 1 \quad ,(k1,k2) \in Z \quad (14)$$

$$\varphi_{j_0,k}(x) = \varphi_{j_0}(x - 2^{-j_0}k) \quad (15)$$

$$\hat{\varphi}_{j_0,k}(x) = 2^{-j_0} W_0(2^{-j_0}|w|) \quad (16)$$

Pour un échelle, une position et une orientation données, la transformée en Curvelet discrete d'une image en 2D f[m,n] ($0 \leq m \leq M-1$/ $0 \leq n \leq N-1$) est définie par :

$$C^D(j,l,k) = \sum_{\substack{0\leq m\leq M \\ 0\leq n\leq N}} f[m,n]\overline{\varphi^D_{j,l,k}[m,n]} \quad (17)$$

Avec $C^D(j,l,k)$ est le coefficient à l'échelle j, pour l'orientation l et à une position k ; $\varphi^D_{j,l,k}[m,n]$ est le waveform Curvelet digital.

Dans l'espace fréquentiel, les Curvelets mères sont représentés par le produit de la fenêtre radiale et la fenêtre angulaire. comme suit:

$$\widetilde{U_{j,l}} = \widetilde{W_j}(w)\widetilde{V_l}(w) \quad (18)$$

Tel que: $\widetilde{V_j}(w)$: a smooth, real valued, and non negative angular window obeying the admissibility conditions and $\widetilde{W_j}(w)$: le cartisien equivalent à la fenêtre radiale appuyée sur des carrées concentrique

$$\widetilde{W_j}(w) = \sqrt{\Phi^2_{j+1}(w) - \Phi^2_j(w)} \quad , j \geq 0 \quad (19)$$

ϕ : définie comme le produit des fenêtres pass-bas en 1D :

$$\Phi_j(w_1, w_2) = \Phi(2^{-j}w_1)\Phi(2^{-j}w_1) \quad (20)$$

$w1 \in [2^j, 2^{j+1}]$ et $w2 \in \left[-2^{\frac{-j}{2}}, 2^{\frac{j}{2}}\right]$.

L'utilisation de la fenêtre $\tilde{W}_j(w)$ rendre possible la séparation des échelles du plan fréquentiel et la localisation angulaire est obtenue par la fenêtre $\tilde{V}_j(w)$. le produit de $\tilde{V}_j(w)$et $\tilde{W}_j(w)$isole les fréquences proche du contour.

Dans l'espace fréquentiel les coefficient de Curvelet peuvent être obtenu comme suit : (Sumana et *al*., 2008)

$$coefficient\ curvelet = IFFT[FFT(curvelet)xFFT(image)] \quad (21)$$

Avec IFFT : le transformé inverse de fourrier rapide et FFT : la transformée inverse de fourrier rapide

La mise en œuvre de la transformée de curvelets peut être résumée par les étapes suivantes: décomposition en sous-bande, l'image est décomposée en $\log_2 M$ (M est la taille de l'image) sous-bandes d'ondelettes. Puis, les sous-bandes de curvelets sont formées par la reconstruction partielle de ces sous-bandes d'ondelettes à des niveaux $j \in \{2^s, 2^{s+1}\}$. Ainsi la sous-bande de curvelet pour le niveau s = 1 correspond à des sous-bandes d'ondelettes pour les échelles j = 0, 1, 2, 3, la sous-bande curvelet en s = 2 correspond aux sous-bandes d'ondelettes pour les niveaux j = 4, 5 et ainsi de suite. Par la suite, chaque sous-bande est subdivisée en un ensemble de blocs qui se chevauchent. Chaque bloc (carré) résultant de l'étape précédente sera re-normalisé à un l'échelle donné. Chaque carré résultant de la tâche de ré-normalisation sera analysé par la transformée de ridgelet. Cette analyse consiste à calculer la transformée rapide de Fourrier en 2-D (FFT) de l'image. Effectuer le cartésien à la conversion polaire. Ceci est réalisé en substituant les valeurs échantillonnées de la transformée de Fourier obtenues sur le réseau carré avec les valeurs échantillonnées sur un treillis polaire. Puis, calculer la FFT inverse en 1-D sur chaque ligne angulaire. Appliquer la transformée en ondelettes sur les lignes angulaires résultantes pour obtenir les coefficients ridgelets.

Les étapes du processus de la transformée de Curvelet peut être résumé par :

a. Décomposition en sous-bandes
b. Subdivision de chaque sous-bande en fenêtres chevauchés
c. Chaque block (fenêtre) résultant est ré normalisé en une unité d'échelle.

d. Appliquer la transformée de Ridgelet (Emmanuel et *al*., 1998) sur chaque block résultant de l'étape précédente :

- Calculer le FFT en 2D de la sous-image (block)
- Effectuer le cartésien sur la conversion polaire. Ceci est réalisé en substituant les valeurs échantillonnées de la transformée de Fourier obtenues des block d'image avec les valeurs échantillonnées sur un treillis polaire.
- Calculer le FFT inverse en 1-D sur chaque ligne angulaire.
- Appliquer la transformée en ondelettes sur les lignes angulaires résultantes pour obtenir les coefficients ridgelets.

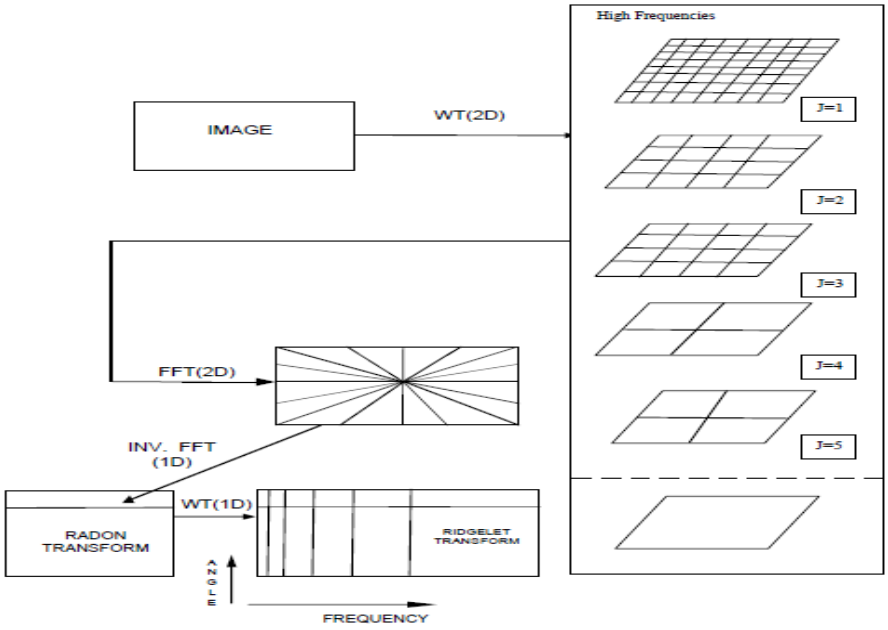


Figure 8 Graphique de la transformée en Curvelet (Emmanuel et *al*., 1999)

2.4. Les curvelets pour la caractérisation de modalités biométriques

2.4.1. Les curvelets pour la représentation de l'iris

La construction de base curvelet obéit à la relation d'échelle anisotrope (parabolique) entre la longueur et la largeur (longueur $\approx 2^{-j/2}$, la largeur $\approx 2^{-j}$) (Emmanuel et *al*., 2006). En outre, la base curvelet est oscillatoire dans une direction (x_1) et un filtre passe-bas dans l'autre direction (x_2). A échelle fine 2^{-j}, un curvelet est une base en forme de petite aiguille dont l'enveloppe est une crête spécifiée de longueur $2^{-j/2}$ et de largeur 2^{-j} qui affichent un comportement oscillatoire dans la crête irrégulière principale (Emmanuel et *al*., 2006). D'autre part, l'image de l'Iris contient des structures intrinsèques géométriques à savoir : anneaux concentriques, les sillons, sillons radiale, taches de rousseur, etc. En outre, l'Iris contiennent aussi des blocs

irréguliers (taches pigmentaires), a soulevé des crêtes linéaires, et les cryptes minuscules qui sont légèrement plus foncées que leurs régions avoisinantes (conduit à mode oscillatoire). Ces caractéristiques de l'iris peuvent être représentés efficacement par la transformée en curvelet et en raison de mise à l'échelle parabolique, la transformée en curvelet extrait les structures précitées géométriques et fournit une représentation optimale avec une sensibilité directionnelle très élevée et l'anisotropie pour les caractéristiques de l'iris.

2.4.2. Les curvelets pour la représentation de l'empreinte digitale

Dans la littérature, les plus importantes approches de codage d'empreinte digitales sont celles: basées image et celles basées sur les minuties. Les approches basée sur l'extraction des minuties sont les plus populaires et se sont utilisées par la plupart des systèmes modernes de reconnaissance d'empreintes digitales. Les principales étapes de l'extraction minuties sont : lissage, l'estimation locale d'orientation des crêtes, les crêtes, squelettisation et la détection minutie. Pour les images de mauvaise qualité, il est difficile de générer un ensemble fiable minuties. En contre partie, les approches basées sur l'image sont plus capables de traiter les images de mauvaise qualité (Jain et *al*., 2000). En outre, les approches basées sur l'image sont en mesure de représenter une empreinte digitale par l'extraction d'un vecteur caractéristique de longueur fixe dans un espace multidimensionnel. La représentation de longueur fixe facilite l'application des techniques d'indexation multidimensionnelles (par exemple R-tree (Guttman, 1984)). L'indexation des empreintes digitales concerne la nécessité d'augmenter la vitesse de recherche pour une empreinte digitale inconnue dans le problème d'identification nécessitant une comparaison de son empreinte digitale avec toutes les images de références. Certains chercheurs ((Bhanu et *al*., 2003), (Boer et *al*., 2001), (Liu et *al*., 2007)) ont montré qu'une technique d'indexation basée sur l'image à base de descripteurs (FingerCode (Jain et *al*., 2000)) surpasse une approche basée sur les minuties. En outre, la représentation par un vecteur de longueur fixe rend l'approche basé-image plus appropriée pour qu'elle soit couplée avec un processus d'apprentissage, se rapprochant ainsi le problème vérification des empreintes digitales comme un problème de reconnaissance de formes bi-classe (authentique, imposteur) (Nanni et *al*., 2006). Il a été aussi démontré expérimentalement que, même si la performance d'un système monomodal basé sur l'image est inférieure à celle obtenue par un système monomodal basé sur les minuties, la fusion entre ces deux approches surpasse la

meilleure des deux approches monomodales ((Nanni et *al*., 2007), (Maio et *al*., 2003)). (Ross et *al*., 2003) ont montré que l'utilisation de techniques d'optimisation et de sélection de caractéristiques améliore la performance d'une méthode d'extraction de caractéristiques basée sur l'image. Ainsi que la performance de ces méthodes devient comparable à celle obtenue par un extracteur basé sur les minuties. Pour tous ces avantages, nous proposons un nouvel extracteur de caractéristiques d'empreinte digitale basée sur l'image et utilisant la transformée en curvelet.

3. La théorie possibiliste

3.1. Avant Propos

Dans le domaine de l'analyse de données et de la reconnaissance des formes, nous manipulons des informations, le plus souvent numériques, qui sont censées donner une image aussi fidèle que possible à la réalité. Or, le plus souvent, ces informations sont imparfaites : imprécises, incertaines, vagues, incomplètes,... Notons que, imprécision et incertitude sont deux termes souvent abusivement confondus. L'imprécision est liée au défaut quantitatif qu'on peut trouver à la connaissance fournie par l'information. Alors que l'incertitude est concerne la vérité d'une information qui traduise sa conformité à la réalité (Dubois et *al*., 1988). Une proposition peut être imprécise (« cet homme est grand »), incertaine (« cette lettre arrivera demain ») ou à la fois imprécise et incertaine (« il pleuvra beaucoup demain »). La prise en compte d'imprécision et de l'incertitude des informations à combiner est une nécessité dans un système fusionnant des informations issues de plusieurs sources notamment biométriques. En fait, l'incertitude et l'imprécision de l'information sont toujours présentes dans les phases d'un système de reconnaissance de modalités biométriques à identifier. Dans les différentes phases on peut les trouver, depuis les primitives extraites jusqu'aux traitements. Comme par exemple les caractéristiques similaires entre deux images d'une modalité biométrique issues de deux personnes différentes se traduisent par une incertitude sur l'appartenance des primitives dont leurs valeurs sont très proches, cette incertitude étant due à la fois au capteur utilisé et à l'extracteur de primitives. La qualité de l'information issue d'un capteur peut nous fournir des pixels dans lesquels les informations sont localiser d'une manière incorrecte ce qui renforce toujours l'imprécision sur la localisation de l'information sur l'image. Les effets de luminosité en image d'iris sont des sources d'imprécisions dues aux algorithmes d'extraction de caractéristiques à partir de l'image d'iris. Ainsi, lors de

l'utilisation des extracteurs pour représenter une modalité, les primitives extraites peuvent renforcées l'imprécision et l'incertitude vue que les extracteurs ne donnent pas une image très exacte pour une modalité. En plus l'imprécision et l'incertitude est bien identifiées comme caractéristiques de la démarche de reconnaissance de forme. Ce sui engendre souvent des contradictions en fusion de données puisque l'on dispose de plusieurs mesures sur un même événement : si ces données sont précises, alors elles sont probablement incertaines, et elles risquent donc d'être en contradiction. Il nécessaire donc qu'un système de décision en fusion d'information gère explicitement l'incertitude et l'imprécision pour éviter les incohérences. Ce que nous allons essayer de gérer dans notre système biométrique fusionnant l'iris et l'empreinte digitale pour identifier une telle personne. Pour ce fait, nous avons adopté à se baser sur un raisonnement possibiliste pour pouvoir fusionner les informations issues des deux modalités biométriques capturées d'une seule personne.

3.2. Description de la théorie possibiliste

Quelques années, après avoir introduit la théorie des ensembles flous (Zadeh, 1965), en 1978, Zadeh a proposé la théorie des possibilités à partir de sa théorie des sous ensembles flous (Zadeh, 1978). Elle fut ensuite développée par de nombreux auteurs tels que Dubois et Prade (Dubois, 1985), Yager (Yager, 1982), etc. Elle permet de manipuler des incertitudes de nature non probabiliste. Ainsi, dans le cadre de cette théorie, les connaissances imprécises et les connaissances incertaines peuvent coexister et être traitées conjointement (Dubois, 1985). Donc, elle considère certaines connaissances (situation) plus ou moins possibles par rapport à d'autres. Elle modélise, non pas un degré de croyance ou de vérité, mais plutôt la préférence que l'on a pour une proposition, c'est-à-dire un moyen de dire dans quelle mesure la réalisation d'un événement est possible et dans quelle mesure on en est certain. Dans cette théorie, on formalise donc ces deux évaluations subjectives à travers une mesure de possibilité et une mesure de nécessité. Ces deux mesures prennent leurs valeurs dans l'intervalle [0, 1]. Donc, un événement est tout à fait possible si la mesure de sa possibilité est égale à 1, et impossible si celle-ci est nulle. En fait, une mesure de possibilité donne une information sur l'occurrence d'un événement A relatif à un ensemble de référence fini W, mais elle ne suffit pas pour décrire l'incertitude existant sur cet événement. Pour compléter l'information sur A, on indique le degré avec lequel la réalisation de A est certaine, par l'intermédiaire d'une mesure de nécessité, grandeur duale d'une mesure de possibilité.

En se basant sur les distributions possibiliste π sur un ensemble W, la théorie possibiliste peut représenter efficacement l'imprécision et l'incertitude. Pour cette représentation, la théorie possibiliste se base sur deux fonctions: la possibilité π et la nécessité N, déterminés par une simple analyse de la distribution de possibilités pour un événement. Donc ces deux fonctions sont définies pour A ⊂ W comme suit :

$$\pi(A) = \text{Sup}\{ \pi(w), w \in A\} \quad (22)$$

$$N(A) = \text{Inf}\{(1-\pi(w)), w \notin A\} = 1 - \pi(A^c) \quad (23)$$

Où A^c désigne le complémentaire de A (l'événement contraire).

Au niveau sémantique, la logique possibiliste est basée sur la notion de distribution de possibilité, notée π, qui est typiquement une fonction de l'ensemble des interprétations W dans l'intervalle [0, 1]. π (w) représente le degré de compatibilité de l'interprétation w avec l'état des croyances sur le monde réel. Par convention, π(w)= 1 signifie qu'il est totalement possible que le monde w soit le monde réel, alors que π(w) = 0 signifie qu'il est certain que w n'est pas le monde réel. Une distribution de possibilité est dite normalisée s'il existe un monde w tel que π(w) = 1. Associée à une distribution de possibilité π, le degré de possibilité d'une formule Φ est la valeur $\pi(\Phi) = \max_{(w \models \Phi)} \pi(w)$ de la mesure de possibilité π en Φ. Elle évalue le degré de cohérence de Φ avec les croyances disponibles.

Comme nous l'avons cité qu'il existe une autre mesure associée à π, c'est le degré de nécessité. Pour une formule Φ, c'est la valeur $N(\Phi) = 1 - \pi(\neg\Phi)$ de la mesure de nécessité N en Φ. Elle évalue à quel point Φ est impliqué par les croyances disponibles et est définie par dualité à partir du degré de possibilité d'une formule Φ. On peut remarquer que la fonction N renverse l'échelle de classement de π et que $N(\Phi) = 1$ signifie que Φ est une connaissance totalement certaine, alors que $N(\Phi) = 0$ exprime un manque de connaissance sur Φ, mais ne signifie pas que Φ est fausse.

3.2.1. Obtention des distributions de possibilités

Pour éviter de travailler sur l'ensemble P(U) des parties de U, on définit une fonction directement sur U qu'on appelle distribution de possibilité. Elle associe à chaque élément de U une valeur dans [0, 1]. Afin que la distribution soit normalisée, il suffit qu'il existe un élément de U qui soit complètement possible : $\exists$ xo ∈ U, π(xo) = 1.

La distribution de possibilité est directement liée à la notion de mesure de possibilité par :

$\forall A \subset P(U), \pi(A) = \sup \{\pi(x), x \subset A\}$ (24)

on a :

$\pi(x) = \pi(\{x\})$ (25)

L'expression (24) peut être étendue au cas où A est un sous-ensemble flou (caractérisé par sa fonction d'appartenance $\mu_A(x)$) :

$$\pi(A) = \sup_{x \in U} \left(\mu A(x), \pi(x)\right) \quad (26)$$

On peut noter que (24) et (26) se confondent dans le cas des ensembles ordinaires. Il suffit de prendre dans (26) la fonction d'appartenance correspondant aux ensembles ordinaires, appelée fonction caractéristique de l'ensemble.

La distribution de possibilité joue un rôle primordial dans la théorie des possibilités comme la fonction d'appartenance dans la logique floue. En effet, la distribution de possibilité et la fonction d'appartenance sont à la base de la modélisation d'un événement plus ou moins connu, où le degré de connaissance se trouve quantifié dans l'intervalle [0, 1]. $\mu_A(x)$ désigne le degré avec lequel l'élément x appartient au sous-ensemble A. De la même façon, $\pi_x(u)$ exprime le degré de possibilité avec lequel la variable de discours x prend la valeur u. Pour obtenir une distribution de possibilité a cité un panorama de méthodes utilisées pour obtenir des fonctions d'appartenance à côté de méthodes spécifiques pour la distribution de possibilité. Nous présentons ici trois méthodes importantes avec la notion de distance.

3.2.1.1. Méthode basée sur le concept de distance

La méthode basée sur le concept de distance est proposée en supposant une interprétation de la fonction d'appartenance en termes de distance à un prototype idéal. Ainsi, plus l'objet x est près de ce prototype, plus la valeur de la fonction d'appartenance est proche de 1, et inversement. Le formalisme décrit est le suivant :

$\pi(x) = 1/(1+d(x))$ (27)

où d(x) peut être n'importe quelle fonction de distance. $\pi(x)$ prend ses valeurs dans [0, 1]. Dans les cas limites où $d(x) \to 0$, $\pi(x) \to 1$ et inversement, si $d(x) \to \infty$, $\pi(x) \to 0$.

3.2.1.2. Classification floue par un algorithme de c-means

Un moyen d'obtenir une distribution de possibilité est de procéder par classification de données. Le but est de générer une certaine classe, représentant au mieux l'ensemble de ces

données. Le prototype de la classe est choisi a priori. L'algorithme attribue à chaque point xi de l'ensemble des données un degré (μ_{ij}) compris entre 0 et 1, avec lequel le point xi appartient à la classe Cj. Pour une classe donnée, μ_{ij} joue le rôle d'une fonction d'appartenance où l'univers de discours représente l'ensemble des éléments xi à classer. Les μ_{ij} et C_j sont déterminés de sorte à minimiser (29), exige un minimum de deux classes. Ceci est dû à la contrainte (28) imposée :

$$\sum_{i=1}^{c} \mu_{ij} = 1 \qquad (28)$$

$$\min J(u,c) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{c} u_{ij}^{n}.d_{ij} \qquad (29)$$

où c est le nombre de classes. De plus, pour chaque élément, la valeur 1 est partagée entre toutes les classes. D'autre part, le choix de la fonction de distance et du paramètre m permet de modifier la forme de la fonction d'appartenance.

D'autres algorithmes sont capables de générer des fonctions d'appartenance unidimensionnelles comme, par exemple, ceux de la famille des « possibilistic c-means » et les « c-means avec une classe de rejet ». Ces algorithmes permettent, même avec une seule classe, de déterminer la répartition. Cette classification correspond à une interprétation de la distribution de possibilités en termes de distance à un prototype. En effet, les points qui sont proches du centre de la classe déterminée par l'algorithme seront affectés d'un degré de possibilité élevé. Inversement, plus on s'éloigne du prototype, plus cette valeur devient petite.

3.2.1.3. Méthodes heuristiques

Les méthodes heuristiques sont basées sur un choix *a priori* de la forme de la distribution, puis une détermination de paramètres, soit par expertise, soit par une certaine procédure d'identification (tests statistiques ou autres). Evidemment, ce genre de procédure suppose que le problème à traiter est peu sensible à la forme de la distribution de possibilités (ou fonction d'appartenance). Ce genre de démarche est très répandu dans le traitement de certains problèmes de contrôle par exemple, ainsi que dans l'analyse de quantificateurs relatifs au langage humain.

3.2.2. La mesure de possibilité

Soit un référentiel U. On définit une mesure de possibilité π sur l'ensemble P(U) des parties de U par les trois axiomes fondamentaux suivants :

i) on peut définir la possibilité d'un événement par un coefficient (degré de possibilité) compris entre 0 et 1 : π : P(U) $\rightarrow$[0, 1]

ii) l'ensemble de référence U est complètement possible ou complètement compatible avec la connaissance disponible ; on lui attribue alors le degré de possibilité maximum 1. A l'inverse l'ensemble vide reçoit le degré zéro : π (U) = 1 et π (Ø) = 0

iii) la possibilité d'un événement formé par une collection d'éléments est égale au degré de possibilité de la valeur préférée parmi ses éléments, dans le sens où la valeur préférée est celle possédant le plus grand degré de possibilité : Ai $\in$ P(U),

$$\pi\left(\bigcup Ai\right) = \sup \pi(Ai) \qquad (30)$$

3.2.3. La mesure de nécessité

La mesure de nécessité N est une mesure duale de la mesure de possibilité. N(A) indique le degré avec lequel la réalisation d'un événement A est certaine. En effet, la mesure possibilité s'avère insuffisante pour représenter l'information sur un événement puisqu'elle nous informe uniquement sur l'occurrence de cet événement.

On peut constater que deux événements A et son contraire A^c peuvent être tous les deux possibles, ce qui correspond à une situation d'ignorance totale. On dit qu'un événement est certain si son événement contraire est impossible, d'où le lien entre les deux mesures.

3.2.4. Relation entre mesures de nécessité et de possibilité

i) $\forall$ A $\in$ P(U), $N(A) = 1 - \pi(A^c)$ (31)

ii) $\pi(A) + N(A^c) = 1$ (32)

ii) $N(A) \leq \pi(A)$ un événement doit être possible avant d'être nécessaire.

iii) $\pi(A) < 1 \Leftrightarrow N(A) = 0$, $N(A) > 0 \Leftrightarrow \pi(A) = 1$ Tout événement dont on est au moins un peu certain est possible.

iv) Si la mesure de possibilité est déterminée à partir d'une distribution de possibilités,

$$N(A) = \inf\{1 - \pi(x) / x \notin A\} \qquad (33)$$

v) La nécessité d'un événement flou généralisant la relation Eq. (33) se déduit à partir de sa distribution de possibilité en appliquant Eq. (31) et en utilisant la complémentation floue :

$$N(A) = \inf_{x \in X} \left[\max\left(\mu A(x), 1 - \pi(x) \right) \right] \quad (34)$$

Des contraintes de normalisation sont introduites dans cette théorie, plus faiblement que dans les probabilités :

$$\text{Sup}\{ \pi(x), x \in A\} = 1; \quad (35)$$

$$\pi(A) > 0 \rightarrow N(A) = 0; \quad (36)$$

$$N(A) > 0 \rightarrow \pi(A) = 1; \quad (37)$$

$$\text{Max}(\pi(A), \pi(A^c)) = 1; \quad (38)$$

$$\text{Max}(N(A), N(A^c)) = 0; \quad (39)$$

3.2.5. Les opérateurs de fusion

De nombreux opérateurs de fusion d'informations issus de plusieurs sources sont proposés dans la littérature. Le choix d'un type d'opérateur (conjonction, disjonction, adaptatif, etc.), se base sur la fiabilité, le conflit et l'interdépendance des données fournies par les sources d'informations. Supposons que l'information de chaque source (Sj / j = 1,…, L) soit supportée par une distribution de possibilité.

Les combinaisons conjonctives représentent l'intersection des distributions de possibilités alors que les combinaisons disjonctives sont interprétées en termes d'union des distributions de possibilité. Les équations (40) et (41) présentent respectivement les combinaisons conjonctives et disjonctives

$$\pi_{\cap}(x) = \bigcap_{j=1}^{L} \pi_j(x) \quad (40)$$

$$\pi_{\cup}(x) = \bigcup_{j=1}^{L} \pi_j(x) \quad (41)$$

3.2.5.1. Fusion conjonctive

L'opérateur de conjonction (t-norme) correspond à un consensus entre les informations. Il permet une satisfaction simultanée des contraintes induites par le processus de fusion.

Naturellement, ce comportement se comprend seulement si les informations sont tout à fait fiables et si les sources ne sont pas conflictuelles, dans le sens qu'elles soulignent le même intérêt. Autrement, si les sources ont différentes fiabilités, alors le choix le plus fiable doit être une option plus prudente plutôt que la recherche d'un consensus. Par conséquent, sous certaines hypothèses, il n'y a aucun risque à relaxer l'information appropriée en limitant le procédé de combinaison seulement à la connaissance commune. Cependant, quand les hypothèses sont affaiblies, l'utilisation d'une combinaison conjonctive peut être remise en cause, et habituellement elle est moins significative en termes de pertinence de l'information résultante, et peut mener à des contradictions. Comme les solutions sont des pondérations de sources, considérons une source associée à la distribution πi et supposons que l'on connaisse le degré de fiabilité wi de cette source. Alors, on pourra représenter cette nouvelle information par la distribution πi′:

$$\forall \ u, \pi i'(u) = \max (\pi i (u), 1\text{-}wi) \qquad (42)$$

Cette formulation est en fait un cas particulier de la qualification «π-certitude » (Yager, 1982) (Dubois, 1985). Dans les cas limites, on retrouve bien le cas classique. Si wi = 1, la source est complètement fiable ($\pi_i'(u) = \pi_i (u)$). Si $w_i = 0$, on n'a aucune fiabilité sur la donnée de la source et on retrouve alors l'ignorance totale ($\pi_i'(u) = 1$). Ainsi, pour combiner de façon conjonctive l'ensemble des sources dont les fiabilités sont connues, dans (Dubois et al., 1986) est proposée la combinaison min pondérée :

$$\forall \ u, \pi'(u) = \min_i \pi_i' = \min_i \max (\pi_i (u), 1 - w_i) \qquad (43)$$

Le comportement conjonctif est le pendant d'une intersection ensembliste. Le résultat $\phi(\pi_1, \ldots, \pi_N)$ d'un opérateur conjonctif est toujours compris dans tous les éléments d'informations fournies par les sources. L'opérateur conjonctif réduit donc l'incertitude globale et fournit un résultat plus précis que chacune des informations provenant des sources prises séparément. Il suppose que toutes les sources sont fiables, et peut fournir un résultat très peu fiable, voir vide, en cas d'inconsistance des informations fournies par les sources. L'opérateur conjonctif s'écrit pour une variable m :

$$\hat{\pi} = \bigwedge_{i=1,\ldots,N} \pi_i \qquad (44)$$

Où $\bigwedge$ *est une norme triangulaire* (appelé aussi t-norme), Ce qui se traduit dans le cas où chacune des sources fournit un intervalle I_i pour la variable m par l'équation :

$$\hat{I} = \bigcap_{i=1,\dots,N} I_i \qquad (45)$$

3.2.5.2. Fusion disjonctive

Le comportement disjonctif est le pendant d'une union ensembliste. Le résultat $\phi(\pi_1, \dots, \pi_N)$ d'un tel opérateur disjonctif contient toujours toutes les informations données par les sources. Un opérateur disjonctif augmente donc l'incertitude globale, et fournit un résultat moins précis que chacune des sources prise séparément. Il fait la supposition qu'au moins une des sources est fiable. Le résultat d'une telle opération est généralement très fiable, mais peut être très imprécis. Ce qui réduit son utilité. L'opérateur disjonctif, pour une variable m, s'écrit :

$$\hat{\pi} = \bigvee_{i=1,\dots,N} \pi_i \qquad (46)$$

Où $\bigvee$ *est une conore triangulaire* (appelé aussi t-conorme) qui sont les opérateurs duaux, ce qui se traduit dans le cas des intervalles, pour une variable m, par l'équation :

$$\hat{I} = \bigcup_{i=1,\dots,N} I_i \qquad (47)$$

3.2.5.3. Fusion adaptative

Un autre type de combinaison (adaptative), intermédiaire entre les deux précédentes, a été proposé par Dubois et *al*. (1993). La propriété de l'opérateur adaptatif est intéressante dans le sens qu'il évolue progressivement d'une combinaison conjonctive à un mode disjonctif dès que le conflit entre les sources augmente. Le degré de compatibilité (conflit) des sources est défini par :

$h(\pi1(x), \pi2(x)) = \max_x(\min(\pi1(x), \pi2(x)))$ (48)

Si $h(\pi_1 (x), \pi2(x)) = 0$ on a le cas de la disjonction

Si $h(\pi_1 (x), \pi2(x)) = 1$ c'est le cas de la conjonction

Si h((π1 (x), π2(x)) > 0, la règle est de la forme

$$\pi_{1,2} = \max\left[\left((\pi_1(x) \wedge \pi_2(x))/h(\pi_1(x).\pi_2(x)\right), \min(1 - h(\pi_1(x).\pi_2(x)), [\![.\pi]\!]_1(x) \vee \pi_2(x))\right] \quad (49)$$

Sinon, $\pi_{1,2} = \pi_1(x) \vee \pi_2(x)$ (50)

La figure 9 donne des exemples de combinaison des distributions π1 et π2 de sources concordantes et discordantes par cette règle.

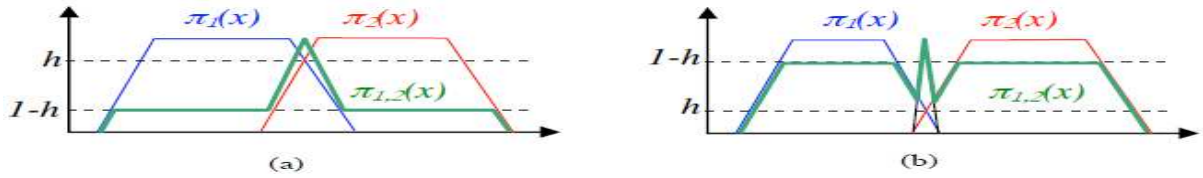


Figure 9 Exemples de combinaison des distributions (a) Combinaison adaptative des sources concordantes (b) Combinaison adaptative des sources discordantes.

Ce comportement de compromis est appelé adaptatif si le résultat dépend du contexte. Le but est de passer d'un comportement conjonctif à un comportement disjonctif au fur et à mesure que l'inconsistance entre les informations augmente. On retrouve alors la disjonction (respectivement conjonction) en cas d'inconsistance totale (respectivement consistance totale) entre les sources. Entre ces deux situations, le comportement est de compromis.

En revanche il existe un compromis dit non-adaptatif c'est quand il se comporte toujours de la même manière, quelque soit le contexte. Les moyennes arithmétiques (ou combinaisons convexes) pondérées constituent un exemple typique de tels opérateurs, et sont de loin les opérateurs de fusion les plus utilisés en pratique.

$$\pi_{WA} = \sum_{i=1,\ldots,N} \lambda_i \pi_i \quad (51)$$

4. Algorithme génétique

4.1. Généralités sur la sélection des caractéristiques

Selon (Kohavi et *al*., 1997) et (Somol et *al*., 2006), on trouve deux approches de sélection de caractéristiques: Approche de filtre et approche wraper. En fait, l'approche de filtre calcule le fitness de chaque individu indépendamment de résultat issus de l'étape de classification (Figure 10).

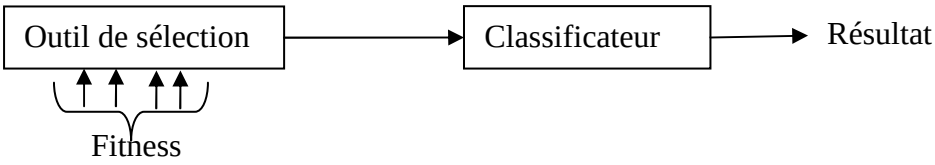


Figure 10 . Approche de Filtre pour la sélection de caractéristiques

Malgré la rapidité de l'approche de filtre, elle ne permet pas l'amélioration de la performance de l'étape de classification. Alors que dans l'approche de Wraper (Figure 11), le calcul de fitness dépend du résultat issu du classifieur. En effet, la performance résultante de l'étape de classification pour chaque individu augmente.

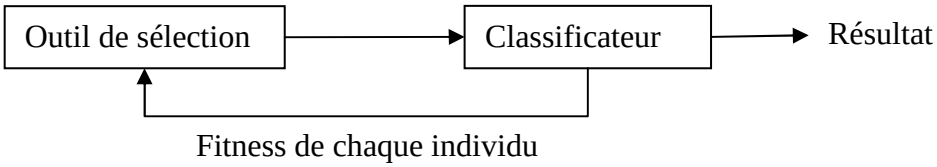


Figure 11 Approche de wrapper pour la sélection de caractéristiques

En outre, la sélection des caractéristiques peut être considérée comme une recherche heuristique, où chaque état dans l'espace de recherche représente un sous-ensemble particulier de caractéristiques disponibles. Plusieurs approches de recherche ont été appliquées à ce problème, allant de simples approches telles que la sélection séquentielle vers l'avant (SFS), la sélection séquentielle vers l'arrière (SBS), la combinaison entre SFS et SBS appelé la recherche flottante et l'algorithme génétique qu'est le plus performant par rapport aux différentes méthodes de sélection (Huang et *al*., 2006). Raymer et *al*. (Raymer et *al*. , 2000) ont prouvé que l'AG dépasse la méthode de sélection de caractéristiques SFFS légèrement, tant en termes de précision de la classification et en réduction de temps. Les auteurs ont évalué ces approches de sélection sur des données biochimie et une base médicale. Ils ont prouvé que l'AG donne un taux de réduction de nombre de caractéristiques plus élevé que le SFFS.

4.2. Description

L'algorithme génétique (AG) est une technique d'optimisation basée sur théorie darwinienne de l'évolution qui utilise la sélection naturelle et génétique pour sélectionner la meilleure solution parmi les membres d'une population en concurrence. Pour prouver la performance de

l'AG, Siedlecki et *al.* (Siedlecki et *al.*, 1989) ont comparé l'AG avec des algorithmes classiques et ils ont montré sa supériorité en terme temps et taux de réduction de caractéristiques qui est prouvé aussi par (Ferri et *al.*, 1994) (Fodor, 2002) (Rayme et *al.*, 2000).

Selon le principe de Darwin, la population initiale des individus évolue à travers la sélection naturelle de telle sorte que le plus fort des individus aura plus de chance à survivre. Chaque individu est codé dans un vecteur appelé un chromosome. Un élément du vecteur représente un gène. Chaque bit dans le vecteur binaire est associé à un caractère. Si le $N^{ième}$ bit de ce vecteur est égal à 1 alors la caractéristique est autorisée à participer à la classification. Si le bit est 0, alors la caractéristique correspondante ne participe pas. Tous les chromosomes forment une population qui est estimée selon la fonction de remise en forme. Une valeur de remise en forme sera utilisée pour mesurer la «fitness» d'un chromosome et de décider si un chromosome est bon ou pas dans une population.

Les principes fondamentaux de ces algorithmes ont été exposés par Holland (Holland, 1975). Ces algorithmes s'inspirent du fonctionnement de l'évolution naturelle, notamment la sélection de Darwin, et la procréation selon les règles de Mendel.

4.2.1. Le vocabulaire

- *Individu* : une solution du problème à traiter, qui lui associe une fitness (coût d'évaluation).
- *Population :* ensemble d'individus évoluant simultanément.
- *Génération :* itération de la boucle de base de l'algorithme évolutionnaire (génétique).
- *Fonction d'évaluation /adaptation (fitness function) :* fonction permettant l'adaptation d'un individu.
- *Génotype (chromosome)* : représentation sous forme de code /suite de gènes (à l'aide d'un alphabet) d'un individu.
- *Phénotype :* représentation réelle d'un individu.
- *La taille de la population La* taille de génération peut être une condition très importante pour la convergence de la méthode proposée ; car lorsque celle-ci est grande, sa diversité augmente ce qui diminue la convergence vers un optimum local, mais le temps d'exécution de chaque génération augmente, la recherche risque de s'effectuer d'une façon redondante et l'efficacité de l'algorithme est globalement affectée. Par contre, si la

taille de la population est petite, alors la probabilité de s'attarder sur des minima locaux est grande.

- *La probabilité de croisement* L'opérateur de croisement est appliqué avec une probabilité Pc. Plus la valeur de Pc est élevée, plus de nouveaux individus sont introduits dans la nouvelle génération, les structures performantes sont trop fréquemment détruites. Par contre, si ce taux est trop bas, la population n'évolue pas assez vite.
- *La probabilité de mutation* L'opérateur de mutation est appliqué avec une probabilité Pm ; si ce taux est grand alors la recherche devient purement aléatoire, la population est diversifiée et l'AG perd de son efficacité. Alors que si ce taux est très faible, la population est moins diversifiée et en plus il y a risque de stagnation.

4.2.2. Principe de base

Dans les algorithmes génétiques, on essaie de simuler le processus d'évolution d'une population. On part d'une population de *N* solutions du problème représentées par des individus. Cette population choisie aléatoirement est appelée population parent. Le degré d'*adaptation* d'un individu à l'environnement est exprimé par la valeur de la fonction coût ***f(x)***, où ***x*** est la solution que l'individu représente. On dit qu'un individu est d'autant mieux adapté à son environnement, que le coût de la solution qu'il représente est plus faible. Au sein de cette population, intervient alors la *sélection* au hasard d'un ou deux parents, qui produisent une nouvelle solution, à travers les *opérateurs génétiques*, tels que le *croisement* et la *mutation*. La nouvelle population, obtenue par le choix de *N* individus parmi les populations parent et enfant, est appelée génération suivante. En itérant ce processus, on produit une population plus riche en individus mieux adaptés.

Cet algorithme comporte trois phases distinctes :

❖ la production de la population d'individus la mieux adaptée pour contribuer à la reproduction de la génération suivante.

Elle peut être mise en œuvre sous plusieurs formes algorithmiques;

❖ la phase de reproduction, qui exploite essentiellement les opérateurs de croisement et de mutation.

❖ la stratégie de remplacement des populations parent et enfant par la génération suivante.

Aussi cet algorithme comporte 6 étapes :

1) Génération et initialisation d'une population
2) Sélection de N/2 paires de parents
3) croisement

4) Mutation
5) Remplacement de la population
6) Vérification des conditions d'arrêt : si ce n'est pas vérifier : refaire les étapes 2 à 5

4.2.3. Opérateurs de reproduction

La phase de reproduction exploite principalement deux opérateurs : le croisement et la mutation.
Elle comporte aussi l'opération de sélection et l'opération de production de la génération suivante, à partir des populations parent et enfant.

Génération et initialisation d'une population initiale :

On génère une population initiale de taille N correspondant à N individus c'est-a-dire à N solutions au problème. A chaque individu est associée sa qualité (« fitness ») exprimée par les valeurs de la (ou les) fonction(s) objectif. La génération de la première population se fait de façon aléatoire ou bien on utilise des heuristiques.

4.2.4. Sélection

La sélection consiste à choisir les paires d'individus qui vont participer à la reproduction de la population future. La fonction de sélection calcule une probabilité de sélection pour chaque individu, en fonction de sa qualité et de la qualité de tous les autres individus dans la population.
Plusieurs méthodes de sélection sont proposées : sélection par roulette, sélection par tournoi, la sélection par rang et l'élitisme.

- *La sélection par roulette*

La sélection des individus par le système de la roulette s'inspire des roues de loterie. A chacun des individus de la population est associé un secteur d'une roue. L'angle du secteur étant proportionnel à la qualité de l'individu qu'il représente. Vous tournez la roue et vous obtenez un individu. Les tirages des individus sont ainsi pondérés par leur qualité. Ainsi, les lors de croisement, les meilleurs individus auront le plus de chance pour qu'ils seront croisés. En effet, les meilleurs individus vont notamment améliorer la population générée. Ce sui permet aussi de générer la solution la plus optimale.

- *La sélection par rang*

La sélection par rang est une variante du système de roulette. Chaque secteur de la roue est proportionnel au rang de l'individu. Les rangs sont attribués, après avoir trié la population en fonction de la qualité des individus.
Lors de l'affectation des rangs, Les individus de mauvaise qualité obtiennent un rang faible. Alors que le rang N sera attribué au meilleur individu (N est la taille de la population). Ainsi, l'implémentation de la roulette basée sur les rangs des individus. Donc, l'angle de chaque secteur de la roue sera proportionnel au rang de l'individu qu'il représente.

- *La sélection par tournoi*

Le principe de la sélection par tournoi augmente les chances pour les individus de mauvaise qualité de participer à l'amélioration de la population. Le principe de ce type de sélection est simple à implémenter.
Un tournoi c'est une rencontre entre plusieurs individus sélectionnés d'une manière aléatoire dans la population. On choisi le vainqueur du tournoi en se basant sur sa qualité. Donc, le vainqueur est l'individu ayant la meilleure qualité. Donc, pour un tournoi, on peut conserver le meilleur, les deux meilleurs, ou plus. Cette méthode permet de créer des tournois rassemblant plusieurs participants ou bien mettre en avant ceux qui gagnent les tournois haut la main même on peut faire participer un même individu à plusieurs tournois.

- *L'élitisme*

Cette méthode est une solution qui permet une convergence rapide puisque les individus les plus prometteurs qui vont participer à l'amélioration de la population sont sélectionnés. En effet, cette méthode met en avant les meilleurs individus de la population. En plus cette méthode risque d'écarter des individus de mauvaise. L'écartement de ces individus peut aider à générer de meilleures solutions dans les générations qui suivent. Par la suite, la dernière solution généré sera la plus optimale.

4.2.5. Croisement

Le croisement consiste à choisir deux individus représentés par leurs chaînes de gènes, tirés au hasard dans la population courante, et à définir aléatoirement un ou plusieurs points de croisement. Les nouvelles chaînes sont alors créées en inter changeant les différentes parties de chaque chaîne. Donc, le principal opérateur agissant sur la population de parents est le croisement, qui est appliqué avec une certaine probabilité, appelée taux de croisement *Pc*.
Plusieurs operateurs de croisements sont définis :

➢ *Croisement à un point*

Le premier enfant (c1) est formé par la transmission de k premiers gènes du premier parent (p1) et des (l-k) derniers gènes du deuxième parent (p2). Le deuxième enfant (c2) par symétrie, comme indique la figure suivante.

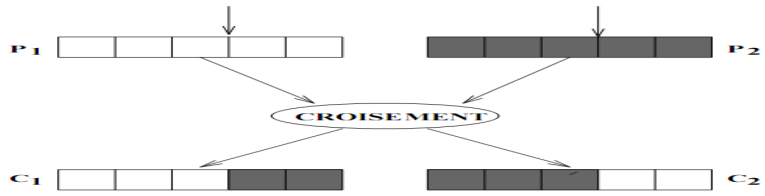


Figure 12 . Croisement à un point

➢ *Croisement à 2 points :*

Les zones situées entre ces deux points feront l'objet de l'échange entre les deux géniteurs pour former deux enfants (c1, c2), comme indique la figure suivante.

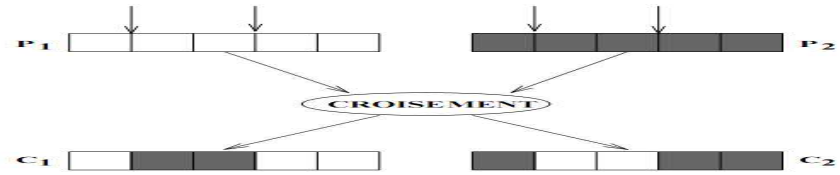


Figure 13 Croisement à 2 points

4.2.6. Mutation

L'opération de mutation protège les algorithmes génétiques des pertes prématurées d'informations pertinentes. Elle permet d'introduire une certaine information dans la population, qui a pu être perdue lors de l'opération de croisement. Ainsi, elle participe au maintien de la diversité, utile à une bonne exploration du domaine de recherche. L'opérateur de mutation s'applique avec une certaine probabilité, appelée taux de mutation *Pm*, typiquement compris entre 0.05 et 0.10. Ce faible taux de mutation permet de dire que la mutation est considérée comme un mécanisme d'adaptation secondaire pour les algorithmes génétiques. Dans le codage binaire, la mutation consiste à changer un bit 1 par le bit 0 et *vice versa*, pour chaque bit de la chaîne, avec la probabilité *Pm*. La figure suivante représente l'opération de mutation pour un individu représenté par une chaîne binaire codée sur 8 bits. Une autre façon de faire consiste à choisir un individu à muter avec la probabilité *Pm*, et à changer un bit de cet individu choisi au hasard. Cette seconde méthode est plus intéressante, car la probabilité de mutation *Pm* est indépendante de la longueur du codage des variables des individus.

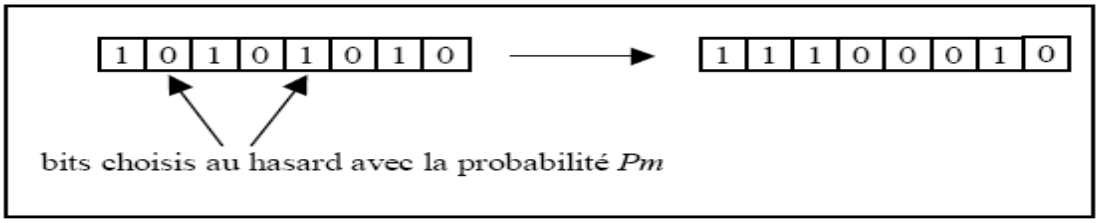


Figure 14 L'opérateur de mutation dans le codage binaire

La plupart des opérations de l'Algorithme Génétiques nécessitent de la fonction fitness pour calculer l'adaptation de l'individu.

5. Conclusion

Dans les deux chapitres 3 et 4, nous décrierons le principe d'intégration de la transformée en curvelet dans le module d'extraction de caractéristiques de l'iris et de l'empreinte digitale. Ainsi que le principe d'intégration de la théorie possibiliste sera présenté dans les trois chapitres suivants. Ainsi que nous donnerons une description de la méthode de sélection basée sur la théorie possibiliste et l'algorithme génétique dans le cinquième chapitre.

Chapitre 3

Le système de vérification d'iris proposé

Chapitre 3

Le système de vérification d'iris proposé

1. Introduction

L'iris est la zone colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille. Il s'agit de l'un des procédés biométriques les plus fiables, en raison d'un niveau d'unicité élevé. La probabilité de trouver 2 iris identiques est de 1 sur 10^{72}. De plus, elle reste stable tout au long de la vie de l'individu. Une capture de l'image de l'iris permet d'analyser plus de 200 variables indépendantes. Tous ces avantages ont poussé les chercheurs et les ophtalmologistes à étudier la faisabilité d'un système de reconnaissance par l'iris dès les années 1930.

Avant d'aborder la description du système de vérification d'iris proposé, nous commençons ce chapitre par une étude bibliographique sur les systèmes de reconnaissance d'iris. Puis, nous présentons une description détaillée du système de vérification d'iris qua nous proposons. Donc, nous présentons la démarche générale du processus de vérification d'iris et ses différentes étapes : Le prétraitement de l'image, la méthode de segmentation de l'iris proposée, la méthode proposée pour l'extraction de caractéristiques de l'iris après normalisation, le module de comparaison. Nous présentons à la fin de ce chapitre, les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre système de vérification d'iris.

2. Travaux existants

L'identification de personne par l'iris a été proposée à l'origine en 1936 par l'ophtalmologue Frank Burch. Dans les années 1980, l'idée réapparut avec les films sur James Bond, mais cela restait toujours de la science-fiction. En 1987 les ophtalmologues Aran Safir et Léonard Flom ont fait breveter cette idée et en 1989 ils ont demandé à John Daugman, d'essayer de créer des algorithmes pour l'identification par l'iris (i4). Donc, en 1994, (Daugman, 1994) a fait breveter le premier système d'identification par l'iris aux Etats-Unis.

2.1. Démarche générale

Généralement, la démarche générale des systèmes de reconnaissance d'iris suit les étapes comme c'est présenté par la figure 15.

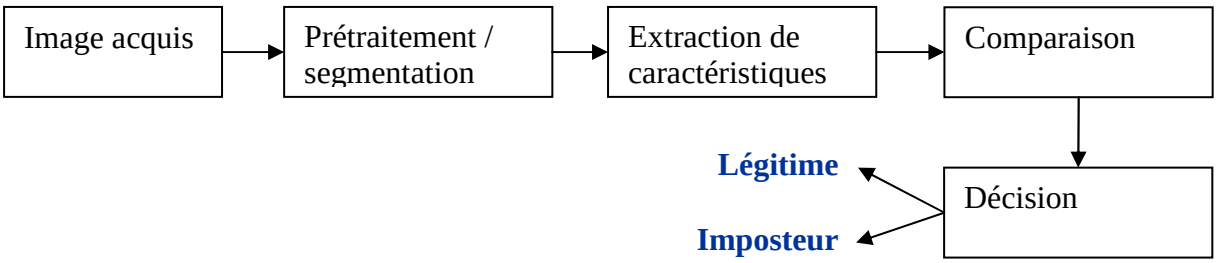


Figure 15 Processus de reconnaissance d'iris

Un système de reconnaissance d'iris procède par l'acquisition de la modalité, puis, passe à la segmentation de l'iris. Dans cette étape, il est nécessaire de passer par un module de prétraitement puis un module de localisation de l'iris dans l'image d'œil et ensuite une étape de normalisation. L'iris normalisé sera l'entrée d'un module d'extraction de caractéristiques. La sortie de ce module est le gabarit (code) de l'iris. Ce code sera la base du module de décision. Dans ce dernier, on mesure le degré de similarité entre le gabarit (code de la modalité) en question et les gabarits de références pour le cas d'un système d'identification. Alors que pour le cas d'un système de vérification par iris, il suffit de comparer l'iris en question avec le gabarit de l'iris de l'identité proclamé par une telle personne.

Une capture d'iris peut présenter certaines difficultés, notamment en raison de sa petite taille, de sa sensibilité ou encore de l'immobilité de l'utilisateur qu'elle impose. Cependant, au même titre que les empreintes digitales, la biométrie de l'iris présente comme défaut majeur d'être relativement intrusive, ce qui en limite l'utilisation.

La prise de vue n'est pas très simple : la taille de l'iris est très variable suivant la lumière ambiante ou l'état de fatigue, et les utilisateurs ont tendance à bouger. D'autre part, la fiabilité diminue proportionnellement à la distance entre l'œil et la caméra. Dans ce cadre on peut citer ces problèmes :

- Des reflets ponctuels,
- De la non uniformité de l'éclairage,
- Des reflets uniformes et non ponctuels,
- Des images de l'environnement qui se reflètent sur l'iris.

2.2. Méthodes de Segmentation

Sont peu les travaux qui se sont intéressés à la tâche de segmentation d'iris malgré son importance pour tout système d'identification/vérification par l'iris. Pour les systèmes

développés, la segmentation d'iris consiste à localiser la pupille, l'iris, les cils et les paupières supérieur et inférieur. Evidemment, la première méthode de segmentation inventée été celle de (Daugman, 1993). Ce dernier a utilisé l'opérateur integro-différentiel (voir équation (5)) qui a pour objectif d'estimer les paramètres (rayon et centre) de deux cercles concentrique (la pupille et l'iris) et de détecter les paupières en les supposant comme étant deux arcs parabolique.

$$\left|\frac{\partial}{\partial r}G(r) * \oint_{r,x_c,y_c}\frac{I(x,y)}{2\pi r}ds\right| \tag{52}$$

Mais, cet opérateur est sensible au bruit comme les spots lumineux les réflexions sur l'œil..etc. Le deuxième système d'identification par Iris développé et breveté est celui de Wildes (Wildes et al., 1996) qui a utilisé le détecteur de contour ''Canny'' avec le transformé de Hough pour pouvoir détecter l'iris et la pupille dans une image d'iris. Ainsi que le système de (Ma et al., 2004), l'un des meilleurs systèmes qui a utilisé le détecteur de contour ''Canny'' avec le transformé de Hough dans son module de segmentation d'iris avec deux formules d'estimation du centre de la pupille :

$$Xp = \arg\min_{x}\left(\sum_{y} I(x,y)\right) \tag{53}$$

$$Yp = \arg\min_{y}\left(\sum_{x}^{y} I(x,y)\right) \tag{54}$$

Avec I(x,y) est l'intensité d'une pixel (x,y).

Les contours actif ''snake'' est une méthode de segmentation d'image largement utilisé dans les applications de traitement d'images. Cette méthode a été la base de segmentation d'iris pour le système de (Daugman, 2006). Dans (Daugman, 2006), l'auteur n'a pas donné aucune indication ou description du modèle de contour actif utilisé.

En fait, la majorité des systèmes d'identification/vérification par iris se sont basés sur l'opérateur integro-différentiel proposé par (Daugman, 1993), (Chenhong et *al*., 2008), (Jang et *al*., 2008), (Tisse et *al*., 2003) et (Avila et *al*., 2005). Ainsi que le transformé de Hough et les détecteurs de contour (canny, sobel..) sont utilisé par plusieurs autres systèmes (Nabti et *al*., 2008), (Wildes et *al*., 1996) et (Ma et *al*., 2004). Cette méthode a été utilisée par (Arvacheh et *al*., 2006) pour localiser la pupille.

2.2.1. Ganeshan et al.(2006)

Pour localiser l’iris et la pupille, les Ganeshan et *al. (*2006*)* Ont utilisé une fenêtre de forme circulaire. Cette fenêtre sera déplacée jusqu’à avoir la pupille au centre de cette dernière.

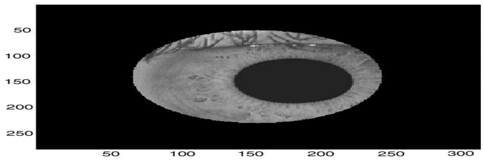


Figure 16 Contour circulaire autour de l’iris (Ganeshan et *al*., 2006)

2.2.2. Arvacheh et al.(2006)

(Arvacheh et *al*., 2006) ont proposé un model active pour détecter le contour de la pupille. Pour déterminer le centre de la pupille, ils ont utilisé la formule suivante :

$$C = (x_C, y_C) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} V_i \quad (55)$$

Avec N est le nombre total des vertexes et V_i est le ième vertexe

Les caractéristiques de chaque vertex sont : la direction, le rayon spécifique et le centre déjà déterminé. Pour obtenir une forme presque circulaire, une force interne est appliquée pour avoir des vertex de même rayon et pour une orientation angulaire précise.

$$|F_{int,i}| = \frac{1}{N\Delta\theta} * \left(\sum_{\theta k = \theta i + \frac{\Delta\theta}{2}}^{\theta k = \theta i + \frac{\Delta\theta}{2}} R\theta k \right) \quad (56)$$

Déterminer le cercle ayant le maximum gradient à la base de la force externe qui permet d’attirer la forme curviligne déjà détecter vers les gradients circulaires estimer maximaux et appliquer l’opérateur-integro-différentiel pour détecter le contour de ce cercle.

$$\arg\max_{(r,x0,y0)} \left| G\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r}\int_{(r,x0,y0)} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \quad (57)$$

$$|F_{ext,i}| = \arg\max_{RC} \left| \frac{\partial}{\partial r}\int_{\theta i - \frac{\Delta\theta}{2}}^{\theta i + \frac{\Delta\theta}{2}} \frac{I(x,y)}{2\pi r} \right| - Ri \quad (58)$$

Avec

I(x,y) : Intensité du pixel,

(r,x0,y0) : le rayon et les coordonnées du pupille.

R_c: la distance entre le centre du cercle et le pixel ayant une intensité maximale pour une angle θ_i,

Partant de la supposition que les paupières ont une forme sphérique, ces derniers sont détectés à la base des équations (59)(60)(61)

$$x2 + \frac{y2}{\sin(\theta)2} = R2eyeball \quad (59)$$

$$x = r\sin(\theta), y = r\cos(\theta) \quad (60)$$

$$r = \frac{Reyeball}{\sqrt{\sin(\theta)2 + \frac{\cos(\theta)2}{\sin(\theta)2}}} \quad (61)$$

2.2.3. Randy et al. (2007)

Randy et *al.* ont *(2007)* proposé une méthode de segmentation d'iris basée sur les réseaux neuronaux. Ils ont classifié les pixels qui de l'image de l'œil en 3 classes : une classe qui comporte les pixels de la pupille, une autre regroupe les pixels de l'iris et la troisième classe des pixels n'appartenant pas aux deux autres classes. En fait, avant cette classification, un calcul de 264 caractéristiques local est indispensable. Ces caractéristiques comportent des caractéristiques statistiques (moyenne, déviation, inclinaison, kurtosis) et le calcul des mesures de l'énergie orientée locale à la base des filtre passe-bande. Un classifieur Bayésien est utilisé pour sélectionner le plus convenable sous-ensemble de caractéristiques à utiliser pour classifier les pixels. Ces pixels sont aussi caractérisés par leurs localisations et orientations par rapport à la pupille.

2.2.4. Zhaofeng et al.(2008)

*(Zhaofeng et al.,*2008) ont proposé une méthode de localisation de cils, paupières et d'ombres dans l'image d'œil. Ils ont appliqué un filtre de classement horizontal à 1-D pour générer la carte brute de frontières des paupières. Donc, en éliminant le bruit, une ligne délimitant les paupières sera détectée en générant aussi une carte de frontière supérieur des paupières. Donc, après avoir détecté les points de la ligne séparatrice des paupières, les auteurs procèdent à

faire lier ces point en formant un arc parabolique à la place de la ligne. Pour détecter les cils et l'ombre, les auteurs partent de la supposition que ces derniers ont une intensité plus élevée que leur arrière plan. En s'inspirant de Daugman (Daugman, 2007), les auteurs procèdent à déterminer un seuil de l'intensité des cils et d'ombre en analysant la distribution des intensités dans différentes région de l'image. Donc, en calculant la distance entre deux histogrammes (de deux parties de l'image choisie), le seuil sera déterminé. Les cils et l'ombre seront détectés à la base de ce seuil. Cette méthode a été évaluée sur la base de CASIA-IrisV3-Lamp. Ce test a donné un taux de ERR de 0.92 % et avec une vitesse de 11ms

2.2.5. Basit et al.(2008)

(Basti et *al*., 2008) ont proposé une méthode de localisation de la pupille. Ils ont utilisé l'algorithme décimé (Basit et al., 2007) pour déterminer les points de la pupille, et procèdent à déterminer une matrice D comme suit :

$$D(i,j) = \frac{\sum_{y=1+(j-1)*L}^{j*L} \sum_{x=1+(i-1)*L}^{i*L} I(x,y).W(x-(i-1)*L, y-(j-1)*L)}{L2} \quad (62)$$

Avec I: l'image d'origine, i =1,2,…,M / L , j =1,2,…,N / L , D est l'image de sortie et de taille M/LxM/L pixels, W maque discriminant de taille LxL. L=5 et W(:)=1.

Aussi, Basti et *al.* ont utilisé une fenêtre carrée pour faire centrer la pupille représenté par la matrice déjà déterminée (D). Donc, le centre de cette fenêtre qui correspond à celui de la pupille est déterminé par l'équation (16) :

$$xc = \frac{Mx}{A}, yc = \frac{My}{A} \quad (63)$$

Avec $My = \iint_w x dA$ (12), $Mx = \iint_w y dA$ (64)

et $A = \iint_w dx dy$ (65)

avec w :la taille de la fenêtre

Partant de la supposition que la pupille n'a pas de forme, exactement, circulaire, les auteurs changent les positions des points du cercle déjà déterminé. Donc, chaque point du cercle est analysé, pour le placer dans une position pour la quelle le gradient est maximal. Cette position est détectée en analysant les gradients tout au long d'une ligne perpendiculaire au contour du cercle. Cette ligne est de 25 pixels de longueur, le centre de chaque ligne représente la

nouvelle position d'un point de la pupille. Donc, ces nouveaux points seront lies pour former la frontière exacte de la pupille.

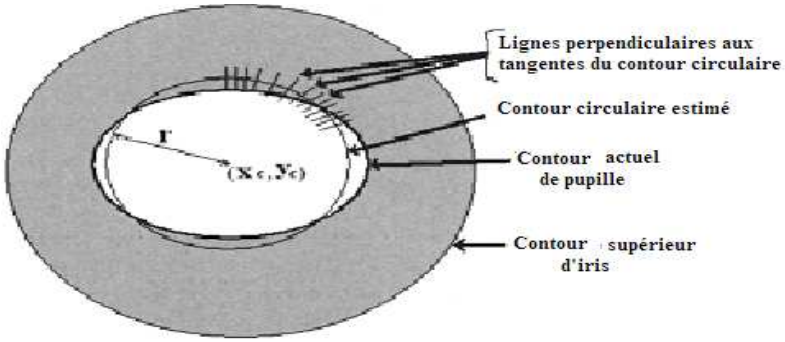


Figure 17 Détection de la pupille (non circulaire) (Basit et *al*., 2008)

Après avoir appliqué le filtre Gaussien, les auteurs procèdent à localiser l'iris en s'appuyant sur le centre et le rayon de la pupille et sur le premier maximum de la ligne horizontale passant par l'abscisse du centre de la pupille en se basant sur la distance de Mahalanobis. Alors que pour les paupières, les auteurs analysent la représentation en signale en 1D pour détecter les points d'intensités plus élevées à un seuil. Le taux de détection de l'iris est de 99.6% pour la base d'iris CASIA version 1.0. Il est de 99.21% pour la base d'iris CASIA version 3.0.

2.2.6. Zhongliang et al. (2008)

(Zhongliang et *al*., 2008) Ont proposé une méthode de segmentation d'iris qui se base sur la localisation des régions non-iris. Avant de localiser l'iris, les auteurs procèdent à détecter les paupières supérieures et les paupières inférieures en se basant sur l'opérateur de Sobel pour diminuer l'effet des cils et la méthode de petits carrés pour déterminer les points candidats des frontières supérieures et inférieures des paupières. Par la suite, les auteurs passent à détecter les cils de la partie supérieure de l'œil. Pour ce fait, une sous-image comportant la partie supérieure de l'œil est prise en compte pour localiser les cils qu'elle contienne. Deux seuils ont été utilisés pour pouvoir détecter les cils. Donc, deux images résultantes de la binarisation à la base des deux seuils, sont utilisées pour localiser les cils supérieurs de l'œil. Ainsi, les spots lumineux sont déterminés à la base d'un seuil d'intensité pour pouvoir ensuite les éliminer. Cette méthode de segmentation d'iris a été évaluée sur une base de 100 images d'iris et a été comparée avec la méthode de segmentation basée sur la transformée de Hough.

La Transformée de Hough nécessite 2.87s et 4.16s pour localiser respectivement les paupières supérieures et inférieures. Cependant, la méthode proposée par Zhongliang et *al*. (2008), ne nécessite que 0.72s et 0.87 pour localiser, respectivement, les paupières supérieures et inférieures.

2.3. Normalisation de l'iris

La pupille peut être dilatée / rétractée à cause de la fatigue, la lumière, le verre, et aussi dû à la variation de la distance entre l'œil et l caméra d'acquisition de l'image d'œil. Ainsi, la taille de l'iris même sera réduite ou augmentée. Donc, il est nécessaire de normaliser l'iris. En fait, la normalisation de l'iris consiste à transformer l'iris dans une représentation polaire. Cette normalisation a été proposée par (Daugman, 1993).

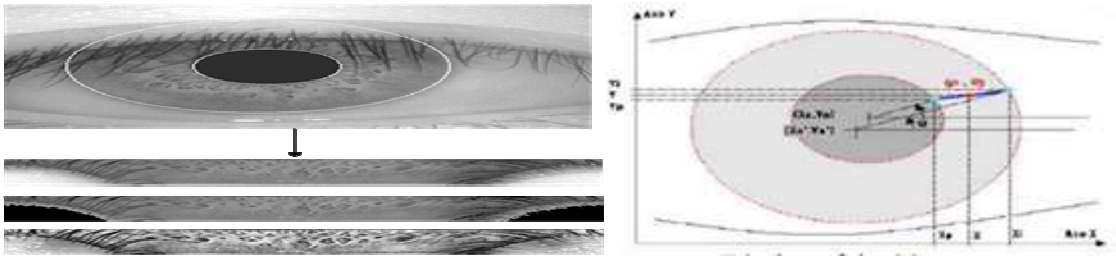


Figure 18 Les paramètres de la normalisation d'iris (Daugman, 1993)

$$I(x(r,\theta),y(r,\theta)) \rightarrow I(r,\theta) \tag{66}$$

$$x(r,\theta) = (1-r)x_p(\theta) + r x_s(\theta) \tag{67}$$

$$y(r,\theta) = (1-r)y_p(\theta) + r y_s(\theta) \tag{68}$$

$$I(r,\theta) = I(x(r,\theta),y(r,\theta)) \tag{69}$$

$$x(r,\theta) = \left(R\text{pupil} + \frac{r * |AB|}{20}\right) * \cos\theta \tag{70}$$

$$y(r,\theta) = \left(R\text{pupil} + \frac{r * |AB|}{20}\right) * \sin\theta \tag{71}$$

$$|AB| = \sqrt{d} * K \pm \sqrt{d * K - d + R\text{éiris}} - R\text{pupil} \tag{72}$$

$$d = (x_o - x_o')^2 + (y_o - y_o')^2 \tag{73}$$

$$K = \cos\left[\left(\pi - \text{arctg}\left(\frac{y_o - y_o'}{x_o - x_o}\right)\right) - \theta\right] \tag{74}$$

I(x, y) est l'intensité du pixel de l'image.

O est le centre du cercle pupillaire et la référence du repère cartésien.

O' est le centre du cercle sclérotique.

A et ***B*** sont respectivement un point du cercle pupillaire et un point de cercle sclérotique, faisant tous les deux un angle avec l'axe horizontal du repère cartésien

2.4. Quelques Systèmes de reconnaissance d'iris

2.4.1. Daugman (1993)

Dans ce premier algorithme, l'iris est modelé en tant que deux cercles, qui ne sont pas nécessairement concentriques. Daugman a utilisé l'opérateur intégro-différentiel pour localiser ces deux cercles ainsi que les paupières en tant qu'arcs paraboliques pour pouvoir les éliminer de l'image de l'iris. L'image segmentée d'iris est normalisée en conversant les coordonnées cartésiennes d'image en coordonnées polaires d'image. Donc un filtre de Gabor 2D est appliqué pour coder l'image d'iris en un code binaire. Dans l'étape d'assortiment, une distance de Hamming est calculée entre l'iris en question et le gabarit.

2.4.2. Daugman (2001)

(Daumang, 2001) a proposé un système basé sur l'opérateur integro-différentiel pour la détection de l'iris et de la pupille. Ce système procède à caractériser l'iris à la base de quadrature Wavelet de Gabor 2D. Cet iris sera codé en utilisant la démodulation Wavelet 2D. L'opérateur Xor et la distance de Hamming sont employés pour la prise de décision en comparant la distance calculée par rapport un seuil fixé.

2.4.3. Wildes (1996)

Le système de (Wildes et *al*., 1996) a été breveté en 1996. Il utilise la transformation de Hough basé sur le gradient pour la détection des paupières en tant qu'arcs paraboliques ainsi que pour la localisation des deux frontières circulaires d'un iris. Pour ce fait, il a employé un filtre gaussien pour produire une carte binaire de bord. Puis, il a choisi l'espace de Hough pour analyser les cercles et pour estimer les trois paramètres d'un cercle (xo, yo, r). Aussi, ce système utilise une décomposition de pyramide Laplacian pour coder les modèles de texture

d'iris. Il adopte la corrélation normale pour déterminer la similitude de deux codes d'iris. Enfin, un discriminant linéaire de Fisher basé sur la force d'assortiment de chaque bande de fréquence est utilisé pour la prise de décision finale.

2.4.4. Rossant et al. (2005)

Ont proposé un système d'identification par l'iris basé sur la décomposition en paquets d'ondelettes. Après l'acquisition, un algorithme de segmentation est utilisé pour localiser le contour interne et le contour externe de l'iris qui est ensuite déroulé et égalisé. Pour cette localisation, les quatre spots lumineux, situés dans ou près de la pupille, doivent être éliminés. Puis, une analyse d'histogramme permet de détecter la zone la plus sombre au centre de l'image, et de localiser approximativement la pupille. Ensuite, la recherche du centre et du rayon du cercle qui maximise le gradient moyen orthogonal à la courbe. Le même procédé est appliqué pour trouver l'ellipse (iris). Un processus d'identification est alors appliqué comportant deux phases : l'extraction d'une signature basée sur la décomposition en paquets d'ondelettes sur 3 niveaux de résolution, aboutissant à 64 imagettes (paquets d'ondelettes), et une mesure de distance qui permet de décider si deux signatures sont semblables.

2.4.5. Avila et al. (2005)

Ont proposé différentes approches de reconnaissance d'iris afin de prouver la performance de l'une par rapport aux autres. Dans leur système, ils ont utilisé la même méthode de localisation de l'iris que Daugman (Daugman, 1993). Pour extraire les caractéristiques de l'iris, les auteurs ont employé 3 méthodes : une basée sur les filtres de Gabor et deux autres basées sur la représentation « Zéro-crossing » et sur le transformé des Wavelet discret. Ainsi, que dans une étape de classification, les auteurs ont appliqué la distance de « Hamming », celle « Euclidienne » et la distance dZ. Après avoir évalué ces approches de reconnaissance de ce système, les auteurs ont démontré que la méthode de représentation « Zéro-crossing » de la région annulaire de l'iris et l'utilisation de la distance de « Hamming » forme l'approche la plus performante de reconnaissance d'iris.

2.4.6. Ganeshan et al. (2006)

Ont proposé un système de reconnaissance d'iris basé sur la variation du niveau de gris dans l'image pour détecter les paupières afin de les éliminer. Ainsi que, pour déterminer le centre des deux cercles (pupille et iris). En se basant sur le diamètre d'iris déterminé, un ratio sera calculé. A la base de ce ratio une décision primaire est prise. Puis l'extraction des caractéristiques par la sélection multi-niveau (4 niveaux) à la base de la technique de LoGau. Une fois ces caractéristiques sont extraites, une corrélation normalisée sera calculée pour chaque niveau des deux iris en question. A la base de ce coefficient, une décision finale est prise par ce système.

2.4.7. Chenhong et al. (2008)

Ont proposé un système d'identification par iris basé sur un algorithme de sélection automatique de niveaux pour l'extraction des caractéristiques d'un iris. Ce système utilise l'opérateur integro-différentiel (Daugman, 1993) pour détecter la frontière externe de l'iris en utilisant les paramètres des pupillaires extraits au niveau de la phase de pré-traitement. Par la suite, ce système procède à normaliser l'image de l'iris en se basant sur la méthode proposée par (Daugman, 1993). L'étape suivante de ce système est l'extraction des caractéristiques de l'iris en se basant sur les filtres de Laplacien Gaussien (LoG). Après l'encodage de l'iris une distance de Hamming est calculée pour la prise de décision.

2.4.8. Nabti et al. (2007)

Les auteurs ont proposé un système qui procède à détecter les paupières par la transformée de Hough. Puis, ce système se base sur l'approche multi-niveau pour détecter les frontières de l'iris en analysant les Maxima Wavelet. L'iris est codé en calculant les 7 moments invariants, la variance et la moyenne. Ces caractéristiques statistiques représentant l'iris sont regroupées dans un vecteur de caractéristiques pour le comparer avec le vecteur de l'iris de référence. Cette comparaison est à la base de la distance de Hamming et l'opérateur Xor.

2.4.9. Dobes et al. (2004)

(Dobes et al., 2004) ont proposé un système d'identification d'iris utilisant une approche basée sur la maximisation des informations mutuelles de l'iris. Ce système procède à localiser

les frontières de l'iris en se basant sur les filtres Gaussiennes et le détecteur de Canny pour détecter les frontières. En se basant sur la maximisation des informations mutuelles pouvant être détectées de l'iris en question et sur un seuil fixé pour l'information mutuelle, les iris identiques sont déterminés.

2.4.10. Tisse et al. (2003)

Le système proposé par (Tisse et *al*., 2003) se base sur Transformation Hough et l'opérateur integro-différentiel pour localiser la pupille et l'iris. Alors, l'iris est normalisé à la base de Transformation polaire. Puis, la Transformée 2D de Hilbert est utilisée pour encoder l'image d'iris. Dans une étape d'assortiment, la distance de Hamming est employée pour la prise de la décision finale.

2.4.11. Yu et al. (2007)

Le système de *(*Yu *et al., 2007)* procède à éliminer les paupières et les cils de l'image pour passer à localiser et normaliser l'iris. Cette dernière sera filtrée par le Filtre de Gabor 2D muti-Channel. Les caractéristiques significatives de l'iris (que les auteurs ont appelés : points clés) représentent les barycentres des blocks des imagettes filtrées. Les distances entre les centres de ces points clés forment le vecteur des caractéristiques et on mesure la distance entre les vecteurs caractéristiques des deux iris en question.

2.4.12. Tong et al. (2007)

Ont proposé un système basé sur le Model Markov Caché pour modéliser une image d'iris. L'iris est détecté après un filtrage Gaussien 2D appliqué sur l'image. Par la suite, l'iris normalisé sera caractérisé par la structure des angles d'orientations. Pour passer à la phase de modélisation MMC et de l'estimation d'un score de vraisemblance, en le comparant avec un seuil, avec les MMCs de la base d'apprentissage. Donc, le modèle de l'iris ayant le score maximum est le plus semblable à l'iris en question.

2.4.13. Ma et al. (2004)

Ont utilisé l'opérateur Canny et la transformation Hough pour la localisation de la pupille et l'iris. Après la normalisation et le rehaussement de l'iris, les moments Gaussien-Hermites sont calculés pour encoder l'iris. Dans la phase d'assortiment, la méthode Fisher est employé pour calculer le degré de similarité entre les deux vecteurs de caractéristiques des deux iris en question.

2.4.14. Boles et al. (1998)

Leur système procède par une étape de pré-traitement dans laquelle, un contour est déterminé à travers les positions des points qui le constituent. Pour passer à définir l'ensemble de signaux en 1D de l'image d'iris normalisé et obtenir sa représentation Zéro-crossing en se basant sur la transformée d'ondelettes. En fait, la méthode de localisation suppose que la pupille et l'iris sont représentés par deux cercles concentriques. Le centre de ces deux cercles doit donner une représentation invariante à la translation. Certainement, une phase d'assortiment est nécessaire pour calculer le degré de dissemblance entre la représentation de l'iris est celle du modèle.

2.4.15. Kyaw (2009)

(Kyaw, 2009), dans son module d'extraction de caractéristiques, procède à extraire les caractéristiques statistiques suivantes: moyenne, médiane, mode, variance et la déviation standard des cercles de frontière d'iris.

$$\overline{Xc} = \sum_{i=1}^{Nc} Xci, c = \overline{1,C} \qquad (75)$$

Moyenne ; Avec C: Nombre de cercles dans l'image d'iris segmenté

Xci : intesité (gradient) de l'i^{ème} pixel du $c^{ème}$ cercle,

$$S^{cz} = \frac{1}{N^c - 1} \sum_{i=1}^{N^c} (Xic - \overline{Xic})2 \qquad (76)$$

S : Variance

$$d = \sqrt{\frac{1}{N^c - 1}\sum_{i=1}^{n}[(Xic] - \overline{Xic})2} \quad (77)$$

d : Déviation standard; N^c*: Nombre de* pixels du $c^{ème}$ cercle

2.4.16. Jang et al. (2008)

Les auteurs ont proposé un algorithme de localisation de la région de la pupille et de l'iris. Cet algorithme procède à déterminer les frontières des paupières et des reflets spéculaires en se basant sur l'interpolation linéaire dans la direction de l'axe des abscisses. Puis éliminer les paupières et les reflets spéculaires. Par la suite, un score sera calculé en utilisant la méthode de noyau de convolution de taille 5x5 pixels (Kang, 2006). Pour déterminer la surface de la pupille, cet algorithme procède à déterminer les points d'intersection des traits qui froment les frontières de l'iris. Cet algorithme été évalué sur la base de donnée CASIA comprenant 756 images d'iris.

2.4.17. Si et al. (2012)

Dans cette méthode (Si et *al*. 2012) précise les techniques d'amélioration de la robustesse, la précision et la rapidité des systèmes de reconnaissance d'iris. Dans l'étape de segmentation, les filtres directionnels sont utilisés pour la détection des cils. Ces filtres génèrent un faible taux d'erreur de classification des cils. Après seuillage adaptatif filtres directionnels sont appliqués sur 8 directions. Cette filtres directionnels réduits le conservatisme du résultat de la détection des cils. Après la segmentation de la région de l'iris après 2-D Gabor filtrage d'une multi-échelle et l'extraction de caractéristiques de multiorientation était mis en place pour extraire les deux caractéristiques d'orientation et échelle. Puis, au niveau de l'étape d'extraction de caractéristiques, les auteurs ont utilisé le filtre multi-échelle et multi-orientation de Gabor 2D. Une distance de Hamming est utilisée au niveau de l'étape de comparaison d'iris. La suppression des informations non valides dans l'image de l'iris avant l'extraction de caractéristiques est nécessaire d'obtenir une précision et robustesse. Les textures iris invalides sont paupières, ombres, les cils et les reflets spéculaires. Cette technique a amélioré les critères d'appariement et totalement élimination de l'effet de bord de la transformation en ondelettes le long de la les zones masquées. Une indexation de l'iris sur la base de la détection d'angle est également utilisée pour améliorer la vitesse de recherche dans une grande base de données.

2.5. Analyse de l'existant

Après une étude bibliographique sur les systèmes de reconnaissance d'iris, nous pouvons constater que ces derniers partagent des étapes communes et se diffèrent par les approches utilisées. Dans le tableau suivant (Tableau 2) nous présentons, de la littérature, quelques systèmes biométriques basés iris en détaillant les différentes techniques utilisées dans les différentes phases.

Tableau 2. Tableau comparatif des systèmes de reconnaissance d'iris

Travaux antérieurs	Localisation de l'iris	Extraction caractéristiques	Comparaison	Taux de reconnaissance
(Daugman, 2001)	Opéateur Integro-differentiel	Gabor 2D Ondelette	Xor Hamming	99.9 %
(Daugman, 2007)	Composant de Fourier	Méthode de 1: Normalisation Hybride Méthode 2: Normalisation SQRT	Xor Hamming	Base d'iris de UAE (United Arab Emirates) contenant 632500 images ROC / Méthode1 / Méthode2 EER : 0.0021 / 0.0011 FRR== FAR= 0.001 : 0.0030 / 0.0012 FRR== FAR= 0.0001 : 0.0055 / 0.0030
(Tisse et *al*., 2003)	Transformée de fourrier + Opérateur integro-differentiél	Transformée de Hilbert	Hamming	Base= 300 iris
(Avila et al., 2004)	Opérateur integro-differentiél	3 méthodes : 1. Zero-crossing 2. Gabor 3. Ondelette discrete	1. Hamming 2. dZ	Zero-corssing + dZ ➔ 99.6% et ERR=0.12%
(Ma et *al*., 2004)	Canny + transformée de Hough	moments de Gaussian–Hermite	Fisher Linear Discriminant	CASIA Version1 99.6%; ERR= 0.29%
(Roy et *al*., 2008)	Transformé de Hough Gabor 1D function Gaussian	ondelette log-Gabor 1D	SVM	CASIA Version1 : 99.56%.
(Poursaberi et *al*., 2007)	Opérateurs morphologique + Seuillage,	Passe-bas Filtre Wiener2D ondelette	Hamming	CASIA Version1 99.31%

			$HM = \frac{length(code)}{\sum_{i=1}^{length(code)} \left(\frac{1}{code(i)}\right)}$	
(Miyazawa et *al.*, 2008)	Binarisation de l'image de l'oeil par un simple seuillage ➔ localiser la pupille Réhaussement de l'image filtrée par Log-Gabor	2D DFTs 2D IDFTs	Block-Based Averaging[1] of the Band-Limited Phase-Only Correlation (BLPOC) Function (Ito et al., 2004) (Takita et al., 2003) baseline Algorithm[2]	Base de données (ICE) 2005 CASIA (Version 1 and 2) - Expérimentation 1: 12,214 génuine et 1,002,386 imposteur.(œil de droite) 93.2%[2], 99.5%[1] - Expérimentation 2: 14,653 génuine et 1,151,975 imposteur.(l'oeil de gauche eye) 87.5%[2], 98.3%[1]
(Chang et *al.*, 2009)	Localization de l'iris + normalisation	Décomposition Empirique Mode (EMD)	Moyenne des distances Euclidiennes (MED)[1] Distance de Hamming [2] Distance de Cosinus [3]	Base d'iris: UBIRIS: Taux de reconnaissance= 98.73% [1] Taux de reconnaissance = 98.22% [2] Taux de reconnaissance = 98.26% [3] Base d'iris: CASIA Taux de reconnaissance= 98.79% Taux d'erreur= 1.29%
(Tsai et *al.*, 2012)	Tracage des courbes floues en niveau de gris (FGCT)	Calcule de la Moyenne et la déviation standard des Points caractéristiques déterminés à partir de l'iris filtré par le filtre de Gabor	Combiner l'algorithme floue et le modèle FCM (Fuzzy C Means) possibiliste	Bases d'iris : CASIA-IrisV3-Interval (1) et UBIRIS_V1 (2) Identification sur (1) : Taux d'identification 99.968% Identification sur (2) : Taux d'identification 97.196%

Après cette étude bibliographique, nous avons remarqué qua les systèmes de reconnaissance d'iris ont essayé à contribuer au niveau de la segmentation d'iris vue les problèmes majeurs présentes lors de cette phase en plus de la contribution au niveau de l'étape d'extraction de caractéristiques vue que c'est une étape clé pour donner une représentation fiable de l'image d'entrée et pouvoir générer une décision exacte par le système. Pour ce fait, dans le système d'iris que nous proposons, nous essayons à contribuer au niveau de la phase de segmentation et la phase d'extraction de caractéristiques. Au niveau de la phase de segmentation, malgré que l'iris n'est pas une zone circulaire mais plutôt un peu ellipsoïdal, la plupart des méthodes proposées ((Daugman, 1993), (Wildes et *al*., 2003)) suppose que l'iris est de forme purement circulaire et essaye à détecter une zone circulaire en utilisant un masque circulaire ou bien une forme circulaire qui se propagent pour converger vers une zone de la forme circulaire de l'image de l'œil comme l'opérateur integro-différentiel appliqué par (Daugman , 1993). Dans le cas ou l'œil n'est pas au centre de l'image, (Daugman, 2007) a proposé une méthode qui corrige l'orientation du regard et le fais centrer par rapport l'axe centrale de l'image. Alors que la méthode que nous proposons est une méthode qui cherche la frontière d'une zone qui a une énergie maximale à la base d'une nouvelle version des contours actifs qui initialise automatiquement les paramètres du contour initial et plus rapide que les versions antérieures des contours actifs. Aussi, cette méthode ne demande pas la correction des regards pour converger vers l'iris. Après une contribution au niveau de la phase de segmentation, nous avons aussi contribué au niveau de la phase d'extraction de caractéristique par la proposition d'une nouvelle méthode plus appropriée à l'aspect générale de l'iris.

3. Description du système de vérification d'iris proposé

Dans la figure 19, nous présentons la démarche générale du système de vérification d'iris que nous proposons.

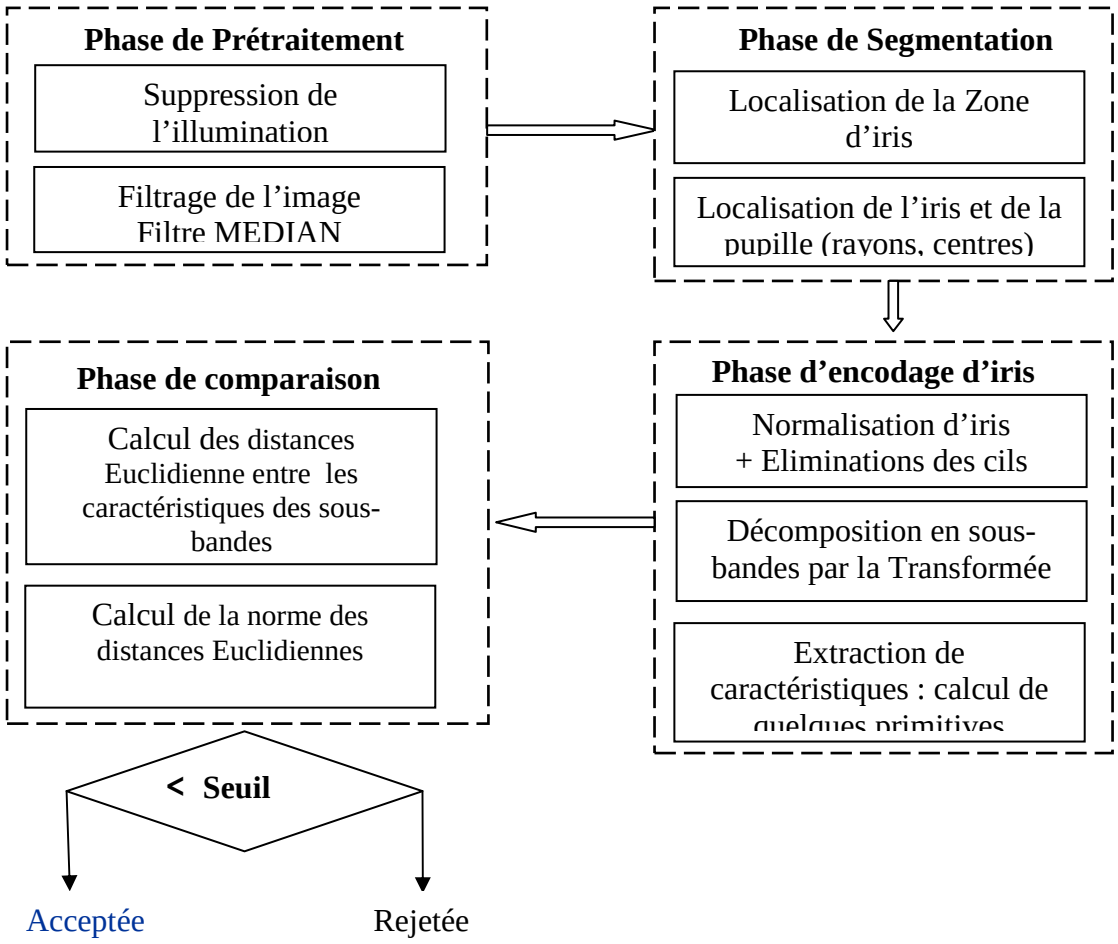


Figure 19 Démarche générale du système de vérification d'iris proposé

3.1. Phase de prétraitement

Chaque image d'œil passe par une étape de réduction d'illumination par le Bias Corrected Fuzzy C Means en plus des opérateurs morphologiques pour éliminer les spots lumineux de l'image. Pour passer par la suite, par une étape de filtrage par le filtre médian afin d'augmenter le niveau d'homogénéité de la texture de l'image d'œil puis la localisation de la zone d'iris par le contour actif.

A cause de l'illumination présente dans les images des yeux, tout module de segmentation peut donner des résultats erronés. Pour ce fait, on a besoin d'une technique permettant d'éliminer l'illumination de ces images. Nous avons choisi d'utiliser la technique de Fuzzy-c-means proposé par (Mohamed et *al*., 2002) (BCFCM) afin d'augmenter l'homogénéité entre les classes de l'image d'œil et d'éliminer l'illumination. En plus nous utilisons le résultat de cette fonction pour éliminer la partie d'image ne contenant pas l'iris. Ce qui accélère la tâche

de la segmentation par le contour actif. Puisque ce module sera appliquer sur une partie (0) de l'image et non pas sa totalité.

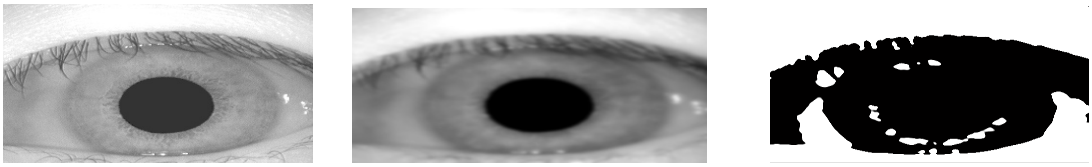


Image d'origine **Image traitée par BCFCM** **Les deux parties détecter (0,1)**

Figure 20 Exemple d'une image prétraitée par le BCFCM

Le Bias-Corrected (BC) Fuzzy C-Means (BCFCM) est une méthode qui a été formulée par la modification de la fonction de l'algorithme standard du c-means floue (FCM) pour compenser les inhomogénéités et d'en autoriser l'étiquetage d'un pixel d'être influencés par les étiquettes dans son voisinage. L'effet des pixels en voisinage agit comme un régularisateur et les préjugés envers la solution de marquages de classes homogènes.
Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée flou. C'est un une variante des algorithmes des C-moyennes (C-means). FCM introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes. Donc, chaque cluster (classe) rassemble les points qui vérifient un critère de degré d'appartenance. Tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, cet algorithme utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Donc, cet algorithme crée une partition floue en attribuant un degré d'appartenance à un cluster (degré compris entre 0 et 1) pour chaque pixel. Le degré d'appartenance le plus élevé est attribué pour le pixel appartenant à une classe définie. En fait, meilleur ces clusters sont définis préalablement. Par un processus itératifs génère les classes par une minimisation d'une fonction objective.

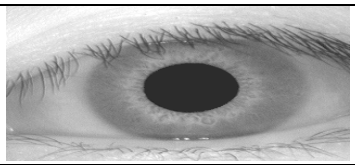
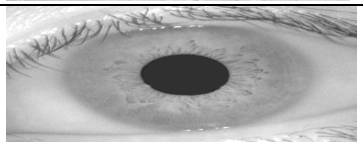
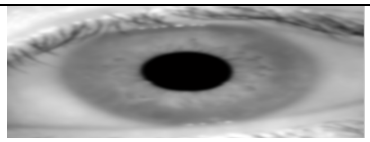
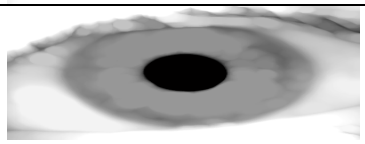
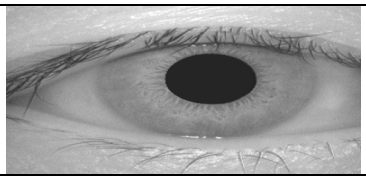
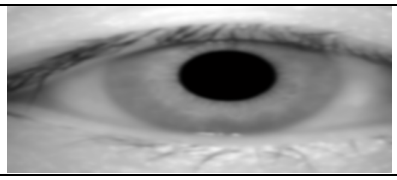
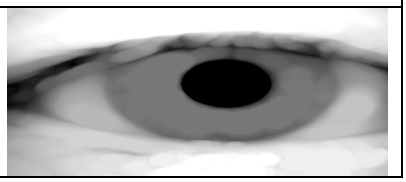
La démarche de l'algorithme Fuzzy C-means peut être résumée comme suit :

1. Remplir aléatoirement une matrice contenant les degrés d'appartenance des pixels
2. Déterminer les centroïdes des classes.
3. Selon la position des centroïdes, Réajuster le contenu de la matrice d'appartenance
4. Re-Calculer le critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de

critère.

La méthode de BCFCM a été proposée par (Mohamed et *al*., 2002) pour segmenter une image en classes d'objet (clusters) pour estimer, corriger et faire varier la lenteur des artefacts d'illumination. Aussi, BCFCM estime et corrige les artefacts d'illumination dans des photos en couleur.

Tableau 3. Exemples d'images prétraitées

	Image	Après suppression d'illumination (BCFCM)	Image filtré (Median) et dilaté
1			
2			
3			

3.2. Phase de segmentation

3.2.1. Principe

La sortie du module de prétraitement est une image moins texturée que l'image d'origine et ne contenant pas d'illumination, donc le contour actif peut converger facilement vers la zone d'intérêt (l'iris). Pour ceci, dans l'étape de segmentation d'iris, nous avons choisi d'appliquer la méthode des contours actifs (Plus précisément, le modèle proposé par Bing Li (Li et *al*., 2007) (Li et *al*., 2008). et nous avons constaté que ce modèle a donné de bons résultats que ce soit au niveau du temps d'exécution ou au niveau du taux de segmentation, En plus, il s'initialise automatiquement

Tableau 4. Comparaison de deux modèles de contours actifs

Le modèle choisi	**Modèle déformable classique**

Le contour est initialisé automatiquement (Théorème de Poisson)	Le contour initial ne peut pas être sélectionné automatiquement
Le contour initial est déterminé à partir de la carte de frontière de l'image	Le contour initial doit être proche du contour final
Appliquer le filtre médian pour augmenter l'homogeinité de la texture de l'image	Le modèle n'est pas utilisable dans le cas de la présence de texture
Précéder cette technique par une étape d'élimination de bruit (BCFCM)	Le modèle peut être perturbé en présence de bruit
le nombre d'itération est réduit, le fait que le contour initial est très proche du ROI➔ **réduction du temps réel par rapport aux modèles classique**	La minimisation d'énergie demande l'inversion de matrices de grandes tailles à chaque itération

Donc cette méthode permet de :

- Segmenter automatiquement (sans initialisation)
- Converger vers l'iris sans passer par la localisation des cils ou des paupières avant la segmentation
- Détecter la zone ayant le plus grand périmètre et dont l'énergie est minimale ➔ ce sont les caractéristiques de l'iris dans l'image d'œil (la zone la plus grande qui possède une énergie faible)

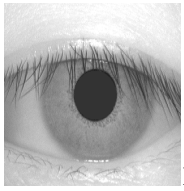
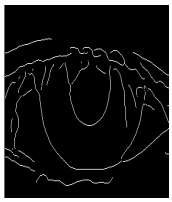
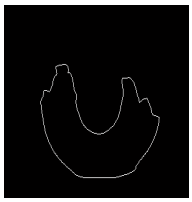
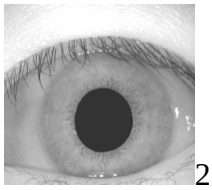
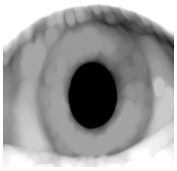
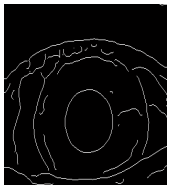
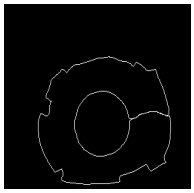
Pour ce fait, nous avons choisi d'appliquer dans notre processus de reconnaissance par Iris la méthode de segmentation basé sur le modèle des contours actifs proposé par Bing Li (Li et *al*., 2007) (Li et *al*., 2008)

Dans cette phase, nous avons besoin de faire passer l'image prétraitée au module de segmentation par le contour actif ce qui nous donnera un contour de la zone d'intérêt (Iris) et nous permettra de localiser la zone de l'iris et de déterminer le rayon du cercle de l'iris (la distance maximale entre tous les couples de pixels du contour sera le diamètre et les deux pixels délimitant cette distance détermineront le centre du cercle de l'iris). Pour déterminer le rayon et le centre de la pupille, nous utilisons deux méthodes:

La méthode utilisée dépend du résultat du module de localisation de l'iris. Si la zone détectée contient la pupille alors on applique la transformée de Hough.

- Si la zone détectée contient la frontière de la pupille alors nous proposons de chercher les points du contour les plus proches du centre de l'iris (déjà déterminé), puis nous cherchons le couple de pixels distant d'une distance maximale par rapport aux autres. En utilisant le couple de point déterminé et la distance maximale trouvée, nous pouvons déterminer le rayon et le centre de la pupille.

Tableau 5. Exemples de deux cas différents de détermination des paramètres de la pupille

Image	Image prétraité	Carte de frontière	Zone d'iris (Snake)	Iris
 1				
 2				
L'image 1 : En utilisant Notre méthode (Chercher les points les plus proches du centre de l'iris déjà déterminé) pour déterminer le centre de la pupille L'image 2 : En utilise la Transformée de Hough				

3.2.2. Principe du contour actif avec initialisation automatique

Le modèle initial du contour actif doit être une forme fermé. Ce model initial de contour est un ensemble de points connexes. Alors que, Pour la méthode de (Li et *al*., 2007) (Li et *al*., 2008), les auteurs ont pris les points du contour générer par le détecteur Canny. La carte de frontière est représentée par la formule suivante : $f=- E_{ext}$

Pour chaque point vi du contour actif, cette fonctionnelle d'énergie $E(n_i)$ est calculée pour tous les points ni appartenant au voisinage de vi. Le point ni0 caractérisé par l'énergie minimale $E(n_{i0})$ est alors choisi pour remplacer vi si $E(n_{i0}) < E(v_i)$. Dans le cas contraire, le point de contour vi n'est pas modifié. Ce mécanisme est répété jusqu'à convergence (lorsque le contour obtenu à l'itération t est identique à celui obtenu à l'itération t−1). La déformation du contour dépend donc directement de la fonctionnelle d'énergie. Il convient de la définir,

ainsi que ses éléments. L'énergie à minimiser dans un modèle de contour actif est traditionnellement composée de l'énergie interne et de l'énergie externe :

Un contour actif est représenté par une courbe paramétrique $V(s) = [x(s), y(s)]^T$ s dans [0,1], cela déforme par le domaine d'image pour réduire au minimum l'énergie fonctionnelle suivante :

$$E_{ac} = \int_0^1 [1/2\,(\alpha|v'(s)|^2 + \beta|v''(s)|^2) + E_{ext}(v(s))]\,ds \quad (78)$$

Alors, les contours seront déterminés suite à une recherche de l'énergie minimale en utilisant les formules suivantes :

$$E_{ext}(x,y) = -|\nabla I(x,y)|^2 \quad (79)$$

$$E_{ext}(x,y) = -|\nabla[G_\sigma(x,y) * I(x,y)]|^2 \quad (80)$$

Donc, l'énergie externe E_{ext} associe le contour aux données de l'image (comme l'intensité ou le gradient).

Avec $G_\sigma(x,y)$ représente la fonction gaussienne 2D

σ : La déviation standard

$*$: Désigne la convolution linéaire

∇ : L'opérateur sur les gradients

Pour atteindre le minimum de l'équation (79) on doit vérifier la validité de la condition suivante :

$$\alpha v'' + \beta v''('') - \nabla E_{ext}(v) = 0 \quad (81)$$

En plus de la vérification de l'équation de l'équilibre :

$$f_{int}(v)+f_{ext}(v)=0 \quad (82)$$

En fait, il existe deux catégories de forces externes :

- Force dynamique : dépend de l'action de déformation du Snake
- Force statique : ne dépend pas du Snake, parce qu'il est calculé, uniquement, à partir de l'image. Donc c'est une force inchangeable malgré l'action de déformation du snake.

La force interne contraignant l'élasticité α et la rigidité β du contour actif

$$f_{int}(v) = \alpha v'' - \beta v''''$$ (83)

Pour résoudre l'équation (78), v(s) est la déformation des points du contours en fonction du temps, le point de départ du contour actif est celle en v(s,0)

(Li et al., 2007) ont proposé d'utiliser une nouvelle classe de force statique basé frontière appelée ***VFC*** (Vector Field Convolution). Les VFC du contour actif ont non seulement un bon niveau de détection et la capacité élevée de détection des concavités, mais aussi une meilleure robustesse au bruit et d'initialisation, la flexibilité d'adapter le champ de la force, et la réduction des coûts de calculs

Alors, la force externe standard $f_{ext}(v) = -\nabla E_{ext}(v)$ sera remplacée par $f_{vfc}(v)$. Donc l'équation de détermination des nœuds du contour actif devient :

$$\frac{\partial v(s,t)}{\partial t} = \alpha v''(s,t) - \beta v''''(s,t) + fvfc(v(s,t))$$ (84)

Cette force est la convolution de la carte de frontière f(x,y) avec le point noyau K(x,y) appelé VFK :Vector Field Kernel. Ce qui donne :

$F_{vfc}(x,y)=f(x,y)*k(x,y)$ (85)

$=[f(x,y)*u_k(x,y),f(x,y)*u_k(x,y)]$

Telque $f(x,y)=m(x,y)n(x,y)$ (86)

m(x,y) :magnitude à un point (x,y)

n(x,y) : le vecteur unitaire de pointage au noyau d'origine (0,0) ; n(x,y)=(-x/r,-y/r)

$r=\sqrt{(x^2+y^2)}$: la distance entre le point (x,y) et le centre.

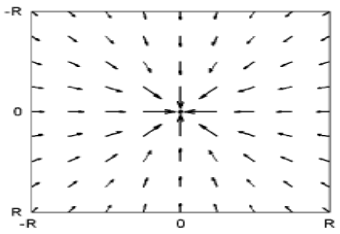


Figure 21 Exemple de VFC avec R=4 (Li et *al*., 2007)

Notons que le point VKC n'est ni le milieu de l'image ni le milieu de la carte de contour mais c'est un point capable de faire déformer et/ou déplacer le contour actif.

Rappelons que, Le problème crucial du contour actif est celui de l'initialisation du modèle et du choix de la forme initiale. Le choix d'une forme arbitrairement peut invoquer le non convergence de cette forme vers la zone d'intérêt. En effet, le bon choix d'une forme (modèle) initiale est indispensable pour qu'un modèle du contour actif soit intéressant et donnant de meilleurs résultats de segmentation. Dans ce cadre, (Li et *al*., 2008)a proposé une méthode d'initialisation automatique des paramètres du contour actif, en optimisant le champ de forces externe correspondant à la forme. Cette méthode permet d'améliorer la performance des modèles déformables en temps de calcul et en robustesse pour des images avec des contours ouverts pour converger rapidement vers la zone à segmenter.

Partant de la condition de frontière de Drichlet en plus de la carte de frontière (Canny), cette méthode (Li et *al*., 2008)de contour actif procède à initialiser automatiquement les paramètres de son modèle à la base de la PIG (Poisson Inverse Gradient).

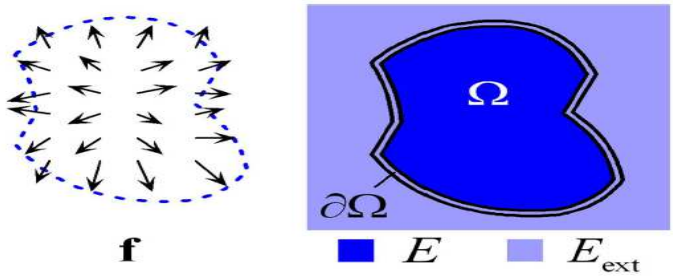


Figure 22 Gradient inverse de Poisson estime le champ de l'énergie externe E en se basant sur la force externe f dans le domaine de Ω avec les frontières $\partial\Omega$. (Li et al., 2008)

Soit w l'ensemble de points définissant Ω , pour chaque point p on définit Np : nombre des 6 points voisins connexes.

La frontière discrète est *dw* : l'ensemble de pixels contournant la région w : Avec

$$dw = \{p \in w : w \cap N_p \neq \emptyset\} \quad (87)$$

Résoudre l'équation de Poisson $\nabla \mathbf{E_p} = -\mathbf{div}\ \mathbf{f_p}$ pour tout p de w (88)

En respectant la condition de Drichlet : $Ep=-f_p$ pour tout p de dw (89)

f_p : La valeur de f (force :VFC) au point p.

En premier lieu, la méthode de PIG estime l'énergie externe statique à la base de la force externe statique déjà déterminé (VFC). En second lieu, les contours modèles générés par les énergies externes estimées, fournissent des modèles candidats pour l'initialisation. D'un point de vue énergie, les contours modèles les plus près des frontières ont une énergie externe

minimale. Donc, en partant d'une carte binaire de frontière, d'une force externe statique (Vector Force Convolution), les énergies calculées et des modèles candidats, la méthode d'initialisation automatique PIG peut générer le meilleur-choix du modèle candidat possédant une énergie minimale.

Notons que le processus de minimisation d'énergie favorise l'affectation de valeurs positives aux plus petits contours alors que des valeurs négatives de l'énergie externe seront affectées aux contours les plus larges. Seulement le contour modèle ayant la plus basse énergie est choisi comme modèle initial optimal. Pour notre processus, les contours sont représentés par les vertices connexes.

Soit la valeur d'énergie λ^k,

L'énergie $\varepsilon^{k,l}$,du l^{ème} contour modèle $v^{k,l}$ parmis les L^k contours modèles, est calculée par la formule suivante:

$$\varepsilon k,l = \int_0^1 \int_0^1 [Eint(v) + Eext(v)]dmdn \tag{90}$$

$$\approx \sum_{i=1}^{nk,l} [Eint(\varphi i) + Eext(\varphi i)]$$

$$= \sum_{i=1}^{nk,l} [Eint(\varphi i) + |\varphi i|(\lambda k - Emax)]$$

$$= \varepsilon_{int}^{k,l}(\lambda k - Emax) \sum_{i=1}^{n^{k,l}} |\varphi i|$$

$$\varepsilon_{int}^{k,l} = \sum_{i=1}^{n^{k,l}} Eint(\varphi i) \tag{91}$$

φ_i : i^{ème} contour modèle

$|\varphi_i|$: longueur de φ_i ,

$n^{k,l}$: le nombre des contours modèles

$\vartheta^{k,l}$. : l^{ème} contour modèle.

Le calcul de l'énergie interne du contour actif est basé sur une approximation simple pour estimer la première et la seconde dérivée.

L'énergie minimale de tous les L^k contours modèles qui ont pour valeurs λ^k est :

$$\varepsilon^k = min_{1\le l\le L^k}(\lambda^k - Emax)\sum_{i=1}^{n^{k,l}}|\varphi i|$$

$$= (\lambda^k - Emax)_{1 \le l \le L^k}^{\max}\sum_{i=1}^{n^{k,l}}|\varphi i| \qquad (92)$$

Résumé de la démarche générale de la méthode de segmentation :

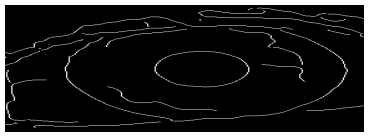
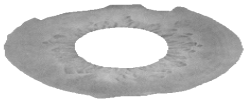
1) Normaliser la force du modèle en affectant une magnitude =1 à tous les vecteurs du champ de la force.
2) Normaliser la carte de frontière f à [0 1]
3) Estimer l'énergie externe à partir de la force externe avec la condition de Drichlet
4) Définir K valeurs { λ^k de [d0/2, d1/2] k=1….K}
5) Déterminer pour chaque valeur λ^k l'énergie modèle minimale ε^k au contour modèle ϑ^k
6) Répéter 1…5 pour chaque contour modèle pour en choisir à la fin le modèle possédant l'énergie minimale.

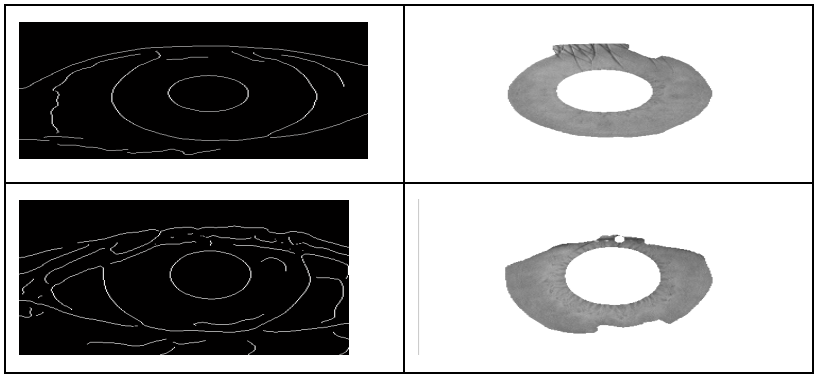
d0 : distance entre deux fragments du contour non liés

d1 : distance entre deux fragments chevauchés.

⇨ Même si les fragments du modèle de contour actif ne sont pas liés (contours ouverts), ce dernier peut converger vers la zone à segmenter.

Tableau 6. Autres **e**xemple d'images segmentées par le contour actif

Carte de contour De l'image :Canny	Image segmenté
	



3.3. Phase d'encodage d'iris

La performance d'un système de vérification d'iris est fortement dépendante de l'extracteur de caractéristiques de l'iris. Alors, pour réduire la dimensionnalité de l'image de l'iris et prouver le taux de reconnaissance, nous proposons une méthode d'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en Curvelet. Cette méthode comporte deux phases : décomposition de l'image d'iris sur un ensemble de sous-bandes par la transformée en Curvelets et l'extraction automatique des plus pertinentes descripteurs des sous-bandes générées.

L'aspect structurel extrait par la transformée de Curvelet peut être analysé statistiquement pour générer un vecteur de caractéristiques. Des recherches antérieures sur l'analyse de texture (Semler et *al*., 2006) ont suggéré les caractéristiques statistiques suivantes: l'énergie, l'entropie, la moyenne et l'écart-type à être appliquées à la transformée de l'image par les Curvelets. Ainsi, les résultats de l'utilisation de ces descripteurs extraits de la texture décomposée par la transformée de Curvelets sont encourageants. La transformé en Curvelet a donné de bons résultats dans le domaine de l'indexation des images à la base du contenu

(Sumana et *al*., 2008), reconnaissance de l'écriture (Majumdar et *al*., 2006), et la reconnaissance de visage (Mandal et *al*., 2008) etc.

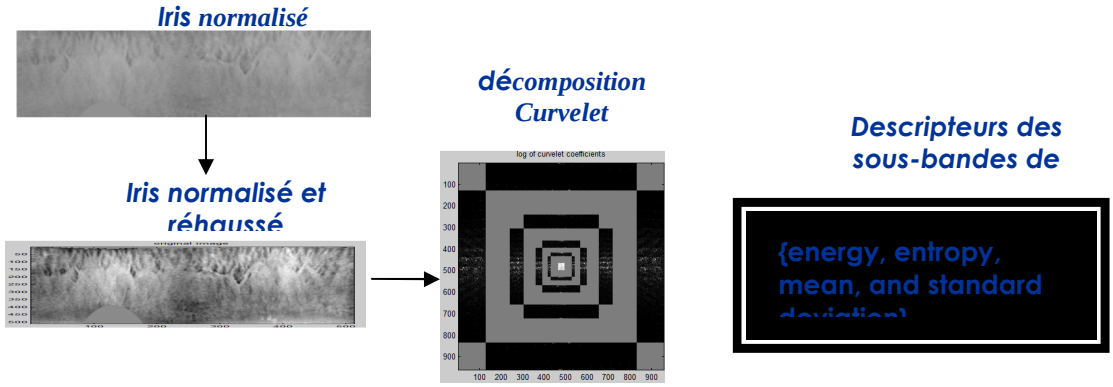


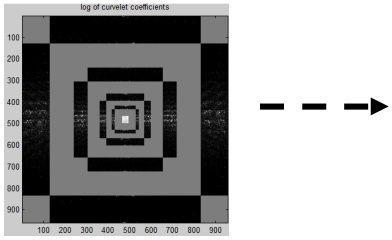
Figure 23 Schéma descriptif de notre extracteur de caractéristiques d'iris

Pour une image d'iris normalisé de taille 512 × 512 on la décompose en 5 niveaux. Puis nous analysons pour chaque niveau un ensemble de directions : 32 directions au deuxième niveau, 64 directions au troisième niveau et 64 directions au quatrième niveau. Donc, pour chaque sous-images directionnelle nous extractions 4 descriptifs statistiques (Energie, Entropie, déviation standard et le moyen). Donc, en totalité nous aurons au premier niveau une sous-bande est codée par quatre valeurs de 4 descripteurs, dans le 2ème niveau, nous aurons 32 sous-bandes qui seront codées par 32x4 valeurs de descripteurs. Dans le troisième niveau, 64 sous-bandes seront codées par 64x4 valeurs de descripteurs. Aussi pour le niveau suivant nous aurons 6x4 valeurs de descripteurs. Pour le dernier niveau nous aurons 1x4 valeurs de descripteurs. A la fin, nous obtenons 164x4 valeurs de descripteurs issues des sous-bandes issues de la décomposition en curvelet de l'image de l'iris. Donc, notre vecteur de caractéristiques est un vecteur de 4 lignes et 164 colonnes: chaque ligne contient les valeurs d'un descripteur (énergie, moyenne, entropie ou déviation standard) issues de 164 sous-bandes

Les étapes de notre méthode d'extraction de caractéristiques de l'iris

- Réhaussement de l'iris normalisé
- Décomposition de l'iris par la transformée en Curvelet en sous-bandes. Chaque sous-bande est représentée par un ensemble de coefficients Curvelet pour un niveau de résolution donné.
- Pour chaque sous-bande, nous extractions quatre descripteurs: énergie, entropie, déviation standard et la moyenne.

⇨ Nous rassemblons donc les quatre descripteurs de toutes les sous-bandes générées par la tranformée en Curvelet dans un vecteur de caractéristiques à 2D (Figure 24). Ce vecteur sera la représentation de l'image d'iris et la base de notre module de comparaison.



Coefficients de Curvelet dans différentes angles (échelle=5)

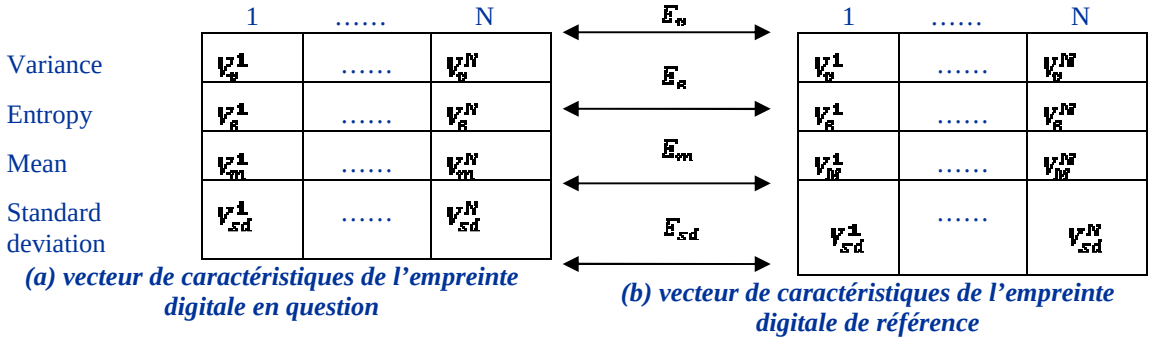
	1	……	N
Variance	V_v^1	……	V_v^N
Entropy	V_e^1	……	V_e^N
Moyenne	V_m^1	……	V_m^N
Deviation Standard	V_{sd}^1	……	V_{sd}^N

(b) (N=164)

Figure 24 Extraction de ***Carac***téristiques par ***Curvelet*** (a)Exemple d'une décomposition par Curvelet (b) vecteur de caractéristiques généré par notre extracteur

3.4. Phase de comparaison d'iris

Dans cette phase, nous calculons des distances euclidiennes entre les lignes de la matrice des caractéristiques. Ainsi, nous obtenons quatre distances euclidiennes dans un vecteur distances. Ensuite, nous calculons la norme de ce vecteur. Le score résultat serait comparé à un seuil. Si ce score est inférieur au seuil, nous acceptons la personne correspondante à l'iris en question.



(a) vecteur de caractéristiques de l'empreinte digitale en question

(b) vecteur de caractéristiques de l'empreinte digitale de référence

Figure 25 Exemple de comparaison entre deux vecteurs de caractéristiques

L'invariance à la rotation est obtenue par la transformation rectangulaire de l'iris de taille 64 × 512 avec sept angles -9 ◦; -6 ◦; -3◦, 0, 3 ◦; 6 ◦, 9 ◦. Nous définissons donc sept modèles qui désignent respectivement les sept angles de rotation. Lors de la correspondance du vecteur de caractéristique d'entré avec les modèles d'une classe, le minimum des sept scores de dissemblances sera considéré comme appariement finale.

4. Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous évaluons la performance de notre méthode d'extraction de caractéristiques de l'iris basée sur la transformée de Curvelets. L'évaluation de notre méthode est fait sur les bases de données de l'iris CAISA (version 1.0 et la version 2.0). La base de données CASIA version 1.0 contient 756 images d'yeux issus de 108 personnes : la base d'apprentissage contient 4x108 images et la base de test contient 3x108 image. Les images de la version de base de données CASIA version2.0 ont été capturées par des instruments différents et dans des conditions variables et l'ethnicité différente. La base de données CASIA version 2.0 est formée de deux sous-bases dont leurs images sont capturées par deux capteurs différents: Chaque sous-base contient 1200 images provenant de 60 classes (personnes). Nous avons utilisé la sous-base device1 pour notre évaluation et nous l'avons subdivisé en deux autres sous-base : une d'apprentissage contenant 60 * 12 images, et une autre de test contenant 60 * 8 images.

Nous procédons à localiser l'iris dans une étape de segmentation. Pour ce fait, nous avons utilisé la méthode de Masek basée sur la méthodologie, cet auteur a proposé une méthode qui commence par la construction de la carte binaire de l'image, en utilisant le détecteur du contour Kovesi. Puis à appliquer la transformée de Hough pour déterminer les frontière circulaire de l'iris et de la pupille. Cette méthodologie a été intégrée par plusieurs systèmes biométrique basés iris, de la littérature, dans leurs module de segmentation. Après avoir localisé l'iris, nous passons à normaliser l'iris en utilisant la méthode proposée par Daugman (Daugman, 1993). Cet iris normalisé sera l'entré de notre module d'extraction de caractéristiques basé sur la Transformé de Curvelet. Enfin, nous générons la décision de notre système de vérification de l'iris par le module d'appariement et de décision.

En plus de l'évaluation de notre système de vérification d'iris sur une base d'iris, nous avons comparé notre méthode d'extraction de caractéristiques à celle proposée par Daugman. Pour e fait, nous avons implémenté l'algorithme de (Daugman, 1993) pour pouvoir se comparer avec. Cet algorithme est l'un des plus performants algorithmes proposés dans la littérature et le premier algorithme breveté. Dans cet algorithme de vérification par iris, le filtre de Gabor a été utilisé pour coder l'iris. Ainsi, l'iris normalisé est utilisé pour obtenir un IrisCode de 2,048 bits. Puis, un score de dissemblance entre deux IrisCodes est estimé en calculant une distance de Hamming entre deux codes d'iris. Notons que, nous avons utilisé la même méthode de segmentation que celle utilisée dans notre système de vérification d'iris.

Pour évaluer notre méthode de vérification d'iris basé sur les Curvelets, nous avons mesuré le temps de calcul et les taux d'erreur. Le temps moyen de calcul (400 images d'iris ont été

utilisées) pour l'extraction de caractéristiques (à partir de l'iris image normalisée au vecteur des caractéristiques) et la comparaison (y compris les régimes invariance par rotation) est donné dans le tableau ci-dessous (tableau 7). Nous présentons les différents taux d'erreur dans le Tableau qui suit (Tableau 8)

Tableau 7. Moyenne du temps de calcul des deux algorithmes

Méthode	**extraction de caractéristiques (ms)**	**Comparaison (ms)**	**Total (ms)**	**Taille du vecteur de caractéristiques**
Daugman	300.21	7.45	312.26	2,048-bits
La méthode proposée	109	1.2	110.2	648 integer values

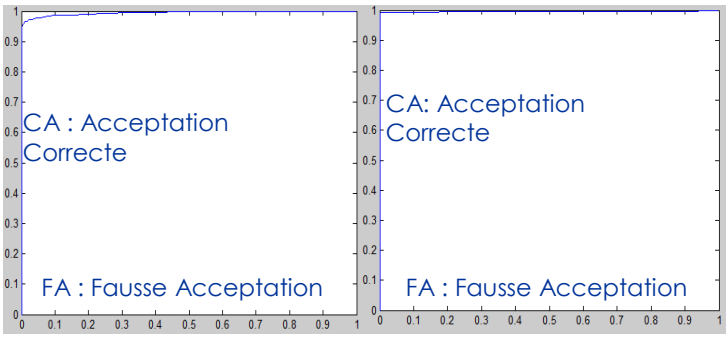
Du point de vue complexité, comme le montre le tableau 8, la méthode proposée surpasse clairement celle de Daugman. Notamment, nous pouvons dire que la méthode proposée est d'environ 2,83 fois plus rapide que celle de Duagman. Notons que ces résultats ont été obtenus sur un PC avec un processeur de vitesse 2,3MHz. Les mises en œuvre ont été réalisées sous MATLAB.

Tableau 8. Résultats expérimentaux: Taux de reconnaissance et taux d'erreurs

Base de données	CASIA_Iris V1.0		CASIA_Iris V2.0 (device1)	
Méthode	Daugman	La méthode proposée	Daugman	La méthode proposée
FRR	0.83	**2.78**	1.87	**0.64**
FAR	0.71	**2.65**	1.45	**0.69**
Taux de vérification	99.07	**97.22**	98.13	**99.35**
ERR	0.77	**2.71**	1.66	**0.67**

Du point de vue des performances et en comparant notre méthode avec celle de Daugman, comme le montre le tableau 8, la méthode proposée a clairement donné un résultat encourageant. Suite à l'évaluation, des deux méthodes de vérification par iris, sur la base de données Casia version1, la méthode Daugman aboutit à un taux de reconnaissance un peu plus

élevé (+1,85%). Mais, notre méthode a donné d'excellents résultats en l'évaluant sur la base de données Casia version 2 (device1). Donc les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre méthode à généré un taux d'erreur(ERR) seulement de 0,67%. Ces résultats sont assez encourageants et indiquent la haute performance de la méthode proposée. En outre, notre méthode permet d'obtenir un taux de reconnaissance légèrement meilleure (+1,22%). Tout en d'évaluant notre méthode sur la base de données d'iris CasiaV1, notre méthode a donné un taux de fausse acceptation (FAR) de 2,65% et un taux de faux rejets (FRR) de 2,78%, tandis que dans l'évaluation sur la base de données d'iris CasiaV2, le taux de FAR de notre méthode est seulement 0,69% et le taux de FRR est de 0,64%. Ainsi, nous pouvons conclure que notre méthode de vérification d'iris basé sur la transformé de Curvelets est l'un des méthodes réussites dans la vérification de l'iris.



(a) (b)

(a) ROC curve of our method for Casia Version 1 iris database

(b) ROC curve of Daugman's method for Casia Version 1 iris database

Figure 26 Courbes ROC de la méthode proposée et de la méthode de Daugman

En observant les deux courbes ROC présentés dans la figure ci-dessus (Figure 26), nous pouvons conclure que la méthode proposée a donné de bons résultats comme ceux de la méthode de Daugman. Donc, la méthode proposée a donné un taux de reconnaissance élevé avec un taux d'erreur non-élevé.

5. Conclusion

Après une étude de l’existant dans le cadre de la reconnaissance d’iris, nous avons présenté le système de vérification d’iris qua nous avons proposé. Dans ce système nous avons intégré une nouvelle méthode de prétraitement, une nouvelle méthode de segmentation et une nouvelle méthode d’extraction de caractéristiques. Nous avons validé la méthode de prétraitement et de segmentation par une évaluation sur la base CASIA. Puis, Nous avons démontré que notre méthode de vérification d'iris basée sur la méthode d’extraction de caractéristiques basée sur la transformée de Curvelet est prometteuse pour la reconnaissance de l'iris. Donc, après une évaluation sur deux bases de données d’iris CASIA , la méthode proposée pour l’extraction de caractéristiques a donné des résultats encourageants. Grâce à des diverses expérimentations, nous avons montré que cet extracteur de caractéristiques peut être utilisé pour les systèmes de vérification d’iris d'une manière efficace.

Chapitre 4

Le système de vérification d’empreinte digitale proposé

Chapitre 4

Le système de reconnaissance d'empreinte digitale proposé

1. Introduction

L'empreinte digitale est le dessin représenté par les crêtes et sillons de l'épiderme. Ce dessin est unique et différent pour chaque individu. Elle subit des transformations homothétiques ou des distorsions modélisables par des similitudes dues à la croissance. Lorsque l'épiderme est altéré, celui-ci se régénère de façon identique. La première utilisation des empreintes digitales comme moyen d'identification remonte à 1850 aux Indes où le britannique William Herschel (i1) eut l'idée de les utiliser pour éviter que les bénéficiaires de pension de l'armée ne la touchent plusieurs fois. La reconnaissance par l'empreinte digitale a été améliorée par Sir Francis Galton qui a publié des travaux détaillés, basée sur des caractéristiques particulières de l'empreinte digitale, nommés les minuties. En 1901, suite à ces publications et sous la direction du commissaire Edward Henry (i2), Scotland Yard a ouvert le premier chié d'empreintes digitales. Ce procédé émergea ensuite en Asie, en Afrique du Sud et en Europe. Dès 1905, Aux Etats-Unis, les prisons commencèrent à rendre obligatoire l'enregistrement des empreintes digitales des prisonniers (i3).

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons une synthèse de quelques systèmes de reconnaissance d'empreinte digitale. Puis, nous présentons une analyse de l'existant pour prouver le choix de des méthodes de base que nous avons proposées. Par la suite, nous donnons une description détaillée du système de reconnaissance d'empreinte digitale que nous proposons. Pour finir par une partie de présentations des résultats expérimentaux de l'évaluation de ce système d'identification d'empreinte digitale après l'intégration d'une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques. Ainsi les résultats expérimentaux du système de vérification après l'intégration d'une nouvelle méthode de comparaison d'empreinte digitale.

2. Travaux existants sur la reconnaissance par empreinte digitale

On peut classer les systèmes de reconnaissance de l'empreinte digitale en trois catégories :

- Les systèmes basés sur les minuties
- Les systèmes basés sur la corrélation
- Les systèmes basés sur l'image

(a) (b) (c) (d) (e)

Différents types de minuties : (a)terminaison (b) bifurcation, (c) pont, (d) lac et (e) ile

Figure 27 Différents types de minuties

2.1. Park et al. (2008)

(Park et *al*. 2008) ont montré que la fusion de deux représentations (codes) de l'empreinte digitale: minutie et Scale Invariant Feature Transformation (SIFT) a donné de meilleur résultat que l'utilisation d'une seule de ces caractéristiques. Avant l'extraction de ces caractéristiques, les auteurs procèdent par une étape de prétraitement dans laquelle la distribution sera ajustée en mesurant l'intensité dans la surface centrale et l'ajustement de l'histogramme et la suppression des les points de caractéristiques bruyants. La correspondance est réalisée en comparant chaque extrema local sur la base des descripteurs associés. Le score de correspondance entre deux images peut être décidé en fonction du nombre de points correspondants et leur configuration géométrique. En fait, l'appariement des points parasites augmentent le taux de fausses acceptations. Par conséquent, il est nécessaire d'éliminer les points parasites à l'aide de contraintes géométriques. Les variations géométriques typiques figurant dans les images d'empreintes digitales sont limitées à de petites rotations et les translations

2.2. Maio et al. (2005)

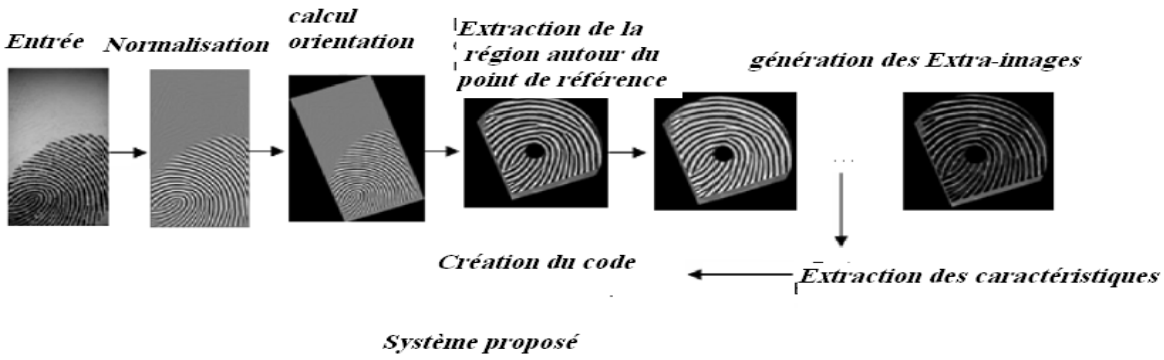


Figure 28 Système proposé par Maio (Maio et al., 2005)

Les auteurs ont proposé dans (Maio et *al*., 2005) une nouvelle méthode de reconnaissance d'empreinte digitale basée image. Cette méthode applique la méthode de (Jain et *al*., 2000) « FingerCode » pour l'extraction de caractéristiques. L'image acquise est normalisée par les

filtres de Fourrier. Puis on calcule l'orientation des sillons de l'image. Afin d'extraire la région d'intérêt autour du point de référence. Ce système procède à créer d'autres images en utilisant opérateurs morphologiques à partir de la région déjà extraite. Ensuite, les caractéristiques seront extraites par FingerCode. Donc un vecteur de caractéristiques est généré. Ce dernier sera combiné avec PWC (Parzen Window Classifier). Dans une étape de classification, ce système se base sur deux scores. Un score généré par le classificateur de minuties commercial et celui du FingerPerzen. Cette combinaison de score est fait par une règle principale et Dempster-Shafer. Ce système a été évalué sur la base d'images FVC2002 comprenant 4 sous-bases d'image d'empreintes digitales.

2.3. Yang et al. (2008)

Les auteurs ont proposé dans (Yang et *al*., 2008) un algorithme de reconnaissance de l'image d'une empreinte digitale. Cet algorithme procède par l'étape de prétraitement où l'image de l'empreinte digitale est analysée à la base de la transformation de Fourier (temps court) afin d'amincir l'image et générer une image cohérente en améliorant sa qualité. En se basant sur un masque de région généré, à la fin du prétraitement, une image normalisée sera constituée. Par la suite, le point de référence doit être déterminé en se basant sur 4 niveaux de résolution de gammes. En fait, l'orientation (angle X) de ce point est déterminée à la base de l'algorithme d'estimation de l'orientation LMS (Hong et *al*., 1998). Donc, l'image de l'empreinte digitale doit être pivotée de X degrés. Dans une troisième étape, cet algorithme détermine la région d'intérêt et essaie de la quadriller par un masque de 16x16 cellules. Pour chaque cellule, les 7 moments invariants seront déterminés afin de constituer le vecteur de caractéristiques. Ce vecteur sera utilisé pour la classification de l'image dans une base d'image d'empreinte digitale. Pour ce fait, les auteurs ont utilisé la distance de EWC pour mesurer le taux de similarité. Cet algorithme est évalué sur la base de FVC2002 et un taux de ERR de 3.57 a été généré.

2.4. Lumini et al. (2008)

Lumini et al. ont proposé dans (Lumini et *al*., 2008) une méthode, basée sur les minuties, de reconnaissance (vérification) d'image d'empreinte digitale. Pour représenter une image d'empreinte digitale, un ensemble de caractéristiques artificielles doit être extrait. Mais un sous-ensemble de ces caractéristiques est sélectionné en utilisant la méthode de sélection séquentielle flottante (en avant). Ce sous–ensemble sera combiné avec les caractéristiques originales. Pour calculer la similarité entre deux empreintes digitales, les auteurs se sont

basés sur l'approche de machine d'apprentissage. Pour ce fait, Le vecteur du support de machine SVM a été utilisé. Cette méthode de caractérisation a été intégrée dans le système commercial Bimetrika qui génère deux scores de similarité. Un premier se base sur la mesure de l'égalité des minuties et un deuxième tient compte d'autres informations telles que la qualité des deux images en question. Ce système a été évalué sur la base FVC2002 contenant 4 bases d'images d'empreintes digitales.

2.5. Ross et al. (2003)

Les auteurs ont proposé un système de reconnaissance d'empreinte digitale basé sur une approche hybride. Cette approche se base sur l'extraction des caractéristiques des rides pour calculer un premier score. Puis ce système extrait les caractéristiques de minuties pour calculer un deuxième score. En se basant sur ces deux scores, un score final sera calculé pour prendre la décision concernant l'identification de l'empreinte en question. Pour ce fait, ce système procède à normaliser l'image d'empreinte digitale afin d'améliorer la qualité de l'image et la préparer à l'étape d'extraction des caractéristiques. Cette image normalisée passe à la phase de filtrage par les 8 filtres de Gabor. Les images résultantes de cette phase seront quadrillées (grille de taille 16x16). En fait, une variance sera calculée pour représenter chaque cellule de la grille. Donc, une carte (map) de caractéristiques des rides sera construite pour chaque image filtrée. Ces images sont utilisées pour représenter et être comparées avec le modèle de référence. En fait, lors de l'extraction des minuties, ce système détermine pour chaque minutie ses ordonnées (x,y) et son orientation (O). Ces minuties sont extraites après avoir passé par 4 étapes. La première consiste à estimer l'orientation présente dans l'image d'empreinte digitale en examinant le gradient de chaque pixel dans des blocs non chevauchés. Dans une deuxième étape, les rides doivent être déterminées en utilisant le masque qui se base sur le niveau de gris pour déterminer la direction locale des rides. Par la suite, les rides de cette image seront amincit. Dans une dernière étape, le système procède à détecter les minuties en appliquant un ensemble de règles sur les rides amincis. Au niveau du post-traitement, un algorithme de raffinement sera utilisé pour éliminer les faux points de minuties. En fait, Les paramètres utilisés par les filtres de Gabor sont calculés à la base des deux ensembles de minuties de l'image en question et du modèle de référence. Ainsi, les deux ensembles des minuties résultants, après ces étapes, seront utilisés pour calculer un score de similarité. Ce score est calculé en utilisant la technique d'assortiment d'instruments élastique (elastic string).

Comme déjà énoncé, les auteurs ont utilisé, dans ce système, un assortiment hybride d'empreintes digitales. Les deux scores déjà déterminés seront combinés pour générer le score final. La fonction S= α Sm + (1- α)Sr sera utilisée pour calculer le score de similarité finale.

2.6. Tan et al. (2005)

Tan et al. ont proposé dans (Tan et *al*., 2005) un système de reconnaissance (verification) d'empreintes digitales basé sur l'algorithme génétique. Ce système procède à extraire les caractéristiques des deux empreintes digitales: celle en question et celle de la base. En fait, la première étape de l'algorithme génétique est la représentation des deux images de l'empreinte digitale. Cette représentation dite chromosomique consiste à optimiser les paramètres utilisés lors de la transformation des deux images en question. La taille du chromosome représentant l'image d'empreinte digitale est 27 bits. De ce fait, l'espace de recherche est de 2^{27}. Après avoir déterminé ces paramètres, il est indispensable de déterminer la fonction convenable pour l'algorithme génétique. Cette fonction est définie après deux étapes. La première consiste à optimiser la transformation entre les deux ensembles de minuties en utilisant les paramètres déjà déterminés. La deuxième étape se base sur les propriétés locales des minuties pour vérifier l'assortiment détaillé. En se basant sur la fonction définie, l'algorithme génétique procède à générer la population en utilisant la sélection, la mutation et le croisement afin de générer la solution optimale. Une valeur sera calculée pour chaque individu (image) de la population. Si cette valeur satisfait la condition de terminaison, alors cette valeur sera comparée avec un seuil déjà défini. Si cette valeur dépasse le seuil, la réponse du système de vérification sera positive et négative dans le cas contraire. En fait, si la valeur déterminée ne vérifie pas la condition de terminaison, l'algorithme génétique générera une nouvelle population d'image d'empreintes digitales. En fait, la condition de terminaison est que la valeur calculée pour une image dépassant 100. Ce système a été évalué sur la base de NIST.

2.7. Jain et al. (1997)

Les auteurs ont proposé un système de vérification d'empreinte digitale en ligne. Ce système est basé sur l'extraction des minuties pour la reconnaissance de l'image acquise en ligne. L'image de l'empreinte digitale, passe apres acquisition par l'algorithme d'extraction de minuties pour permettre de la comparer avec les caractéristiques des modèles sauvegardés dans la base de données. L'algorithme d'extraction des caractéristiques procède à estimer l'orientation présente dans l'image (Rao, 1990), puis, un algorithme de segmentation est utilisé pour la localisation de la région de l'empreinte digitale dans l'image acquise en

analysant le niveau de gris présent dans cette image. Par la suite, les rides sont extraites en cherchant à détecter le niveau de gris maximum des directions locales pour les rides locaux en parcourant l'image par deux masques bien détaillés. Ensuite, l'image de l'empreinte digitale sera amincie pour générer la carte (map) des rides amincies (8 liées) ce qui permettra de détecter les minuties. En se basant sur le nombre de pixels en voisinages de chacun d'eux, ces minuties seront détectées et utilisées dans la phase de comparaison et de prise de décision. Pour chaque minutie les coordonnées (x, y), l'orientation (O) et la ride où cette minutie est attachée sont extraites. Les distances entres les rides seront normalisées pour générer une image d'empreinte digitale normalisée. L'assortiment des minuties est appliqué sur les minuties de l'empreinte digitale en question et du modèle de référence. Cette phase d'assortiment comprend deux étapes : une pour l'alignement des pointes de la forme et une autre pour l'assortiment des points alignés.

2.8. Umamaheswaril et al. (2007)

Les auteurs ont proposé un système de reconnaissance d'empreinte digitale. Ce système procède par la normalisation de l'image de l'empreinte digitale. Puis, Passe à amincir les rides de l'image. Après l'amincissement, ce système procède à extraire les caractéristiques de l'empreinte digitale. Pour ce fait, ce système a utilisé un algorithme d'extraction de caractéristiques (les points minuties) qui seront compressé par un algorithme basé sur les Wavelets. En utilisant ce vecteur de caractéristique, ce système passe à l'étape de classification de l'image en un des cinq classes (Loop, arche, tente, droite, gauche) à la base de l'algorithme de réseau neuronaux qui se base sur le flux des rides. La propagation feedback du réseau neuronaux et le vecteur de caractéristiques d'apprentissage sont utilisés pour tester et apprendre les images d'empreintes digitales. En fait, les images de la base de donnée classifiées seront l'entré de l'algorithme des plus proches voisins afin de générer une liste de K plus proches images d'empreintes digitales. Pour reconnaître l'identité de l'image de l'empreinte digitale d'origine, l'algorithme des K plus proche voisins a été utilisé. Donc l'image classée dans une position plus proche. Ce système a été évalué sur une base de 200 images et a utilisé une base d'apprentissage de 700 images. Le taux de reconnaissance était de 97,4%.

2.9. Jin et al. (Jin et al., 2004)

Andrew et al. ont proposé un système de vérification d'empreinte digitale utilisant la méthode basée image et intégrant les caractéristiques de la transformée en ondelette et de Fourrier-

Mellin (WFMT). Ce système est constitué par deux phases. Une phase d'apprentissage et une phase de vérification. Dans la phase d'apprentissage, ce système procède à représenter les images modèles de références par les caractéristiques WFMT. Alors qu'au niveau de la phase de vérification, l'image en entrée devra être représentée par les caractéristiques WFMT. Puis, comparer cette image avec le modèle de référence. Donc un score de dissemblance sera calculé afin de le comparer avec un score prédéfini et prendre la décision finale de ce système. En fait, l'image en entrée sera décomposée en zones de tailles 5x5 pixels. Après avoir évalué ce système sur la base de FVC 2002, le taux d'ERR ne dépasse pas 5.66%.

2.10. Analyse de l'existant

Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de ces points caractéristiques (les « minuties »). Ainsi, la majorité des travaux de la littérature propose à représenter l'image d'empreinte digitale par les points caractéristiques appelés « minuties ». Ces points caractérisent l'empreinte digitale d'une manière fiable et les systèmes proposés ont prouvé la fiabilité de l'utilisation de ces points. Mais le problème majeur rencontré lors de l'extraction de ces points se manifeste dans les images de mauvaises qualités. Donc pour une image de mauvaise qualité on peut générer de faux points ce qui diminue la performance de cette méthode. Pour ce fait, nous avons opté à se baser sur un extracteur basé image permettant d'analyser la totalité des rides de l'empreinte digitale pour ne pas se confronter au problème de la détection de fausses minuties dans des images de mauvaise qualité. Donc, nous avons utilisé la transformée en curvelet pour caractériser l'empreinte digitale. Pour comparer des représentations de deux empreintes, la plupart des travaux utilisent de simples métriques pour mesurer le degré de similarité. A ce niveau, notre contribution consiste à proposer une nouvelle méthode de comparaison surmontant les problèmes de fiabilité des simples métriques utilisées dans la littérature. Cette méthode de comparaison est basée sur la théorie de possibilités qui permet d'analyser l'incertitude et l'imprécision des caractéristiques générer par un extracteur.

Selon cette étude bibliographique, nous pouvons conclure que les systèmes de reconnaissance d'empreinte digitale, comme ceux de l'iris, présentent des étapes communes dans leurs processus. Chaque système procède à prétraiter l'image d'empreinte digitale pour bien localiser la zone d'intérêt puis passe à l'étape d'extraction de caractéristiques pour représenter l'empreinte par un vecteur de primitives et fini par une étape de comparaison et décision. Mais chaque système intègre des techniques différentes que les autres systèmes (voir Tableau 9).

Tableau 9. Tableau comparatif de quelques systèmes de reconnaissance par empreinte digitale

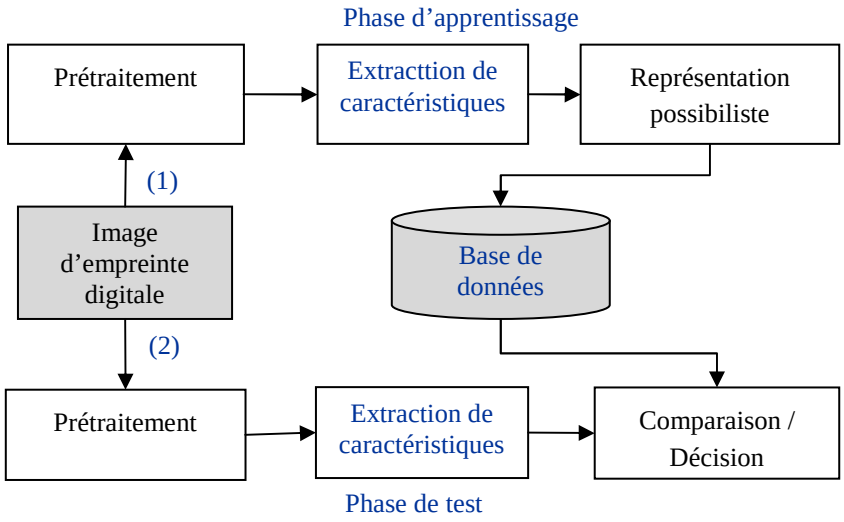
	Prétraitement	Extraction de caractéristique		Comparaison	Résultats expérimentaux
Anil Jain (Jain et *al*., 2007)	Image de forte résolution 1000p/i Vérification à la base de 3 niveaux de caractéristiques Normalisation à la base des Filtres de Gabor + Transformation de Wavelet Pour extraction de pores	Combiner l'image normalisée par les filtres de Gabor et celle filtré par la transformation de Wavelet pour détecter le contour de ride par convolution de l'image binarisé par le filtre H	filtre H	Classifieur hiérarchique utilisant 3 scores calculés à la base des 3 niveaux de caractéristique (orientation, minuties, pores et rides)	Base de 410*2*2 A 1000 Ppi
Arun Ross (Ross et *al*., 2003)	Filtres de Gabor 2D Représentation de Fourrier	Normalisation + Quadriller l'image Segmentation (niveaux de gris)	Pour chaque cellule extraction de l'orientation de rides+ les caractéristiques de minuties	Deux scores calculés (Rides, minuties), les combinés pour en déduire un	Base de 160*2*4 84%, ERR=4%
Aparecido Nilceu Marana (Marana et *al*., 2005)	Squelettisation pour extraction de rides (niveau de gris)	Transformation de Hough pour extraction de lignes droite (des rides)	Alignement des 2 empreintes Digitales à la base des paramètres de translation et de rotation détectés	Un score : maximum de rides des 2 images en question	MSU-VERIDICOM :160*4 66.87%

K. Umamaheswaril (Umamaheswaril et *al.*, 2007)	Compressé l'image par un algorithme basé sur Wavelet	Normalisation, amincissement, extraction des minuties	réseaux neuronaux pour la classification (arche,..)	Feedback (RN)+ kppv (crisp)➔ score de vraisemblance	Base de test :200 Base d'apprentissage 700 97.4%
Unsang Park (Park et *al.*, 2008) SIFT+ minuties	Ajuster le niveau de gris Suppression de bruit des caractéristiques SIFT	Opérateur Gaussienne pour la squelettisation Extraction des extrema	Fenêtre (16X16) pour l'extraction du gradient des points extrema locaux	Chercher les points égaux et non égaux des deux images + Distance Euclidienne	**ERR** **DB1 :** SIFT :8.44% Minutie :1.75% SIFT+Minutie :0.99% **DB2 :** SIFT :10.76% Minutie :2.13% SIFT+Minutie :1.07%
Xuejun Tan (Tan et *al.*, 2005)	Extraction de minuties	Représentation chromosomique à la base des paramètres déjà extraits (27 bits)	fonction de corrélation	Génération de la population (sélection + croisement)+ des règles heuristiques	la base de NIST-4 99.1% imposteurs 11.5% légitimes
(Bengueddoudj et *al.*, 2013)	Sans rehaussement de l'image d'empreinte digitale	Extraction des minuties	Algorithme de Jiang modifié Elimination des pairs de minuties dont leur score de vraisemblance est inférieure à un seuil Un score global est calculé à partir des scores locaux affectés aux pairs de minuties non éliminés		La base FVC2004 Sous base DB2 :9% Sous base DB3 :17.72 4

3. Le système de vérification d'empreinte digitale proposé

3.1. Démarche générale

La figure 29 présente la démarche générale de notre système de vérification d'empreinte digitale. Deux phases sont nécessaires pour tout système biométrique : une phase d'apprentissage dans laquelle on prépare les gabarits de la modalité biométrique de base et une phase de test permettant d'évaluer la performance du système. Pour notre système, ces deux phases ont trois étapes communes : une étape de prétraitement, une étape de localisation du ROI et une étape d'extraction de caractéristiques. Mais au niveau de l'apprentissage, nous finissons cette phase par l'étape de représentation possibiliste des caractéristiques extraites et préparer le gabarit final de l'empreinte digitale d'apprentissage. Alors qu'au niveau de la phase de test, après l'extraction de caractéristiques, nous passons à l'étape de comparaison possibiliste et la prise de décision sans avoir besoin de donner une représentation possibiliste aux caractéristiques de l'empreinte de test.



(1):Empreinte digitale de référence; (2): Empreinte digitale de test

Figure 29 Démarche générale du système de vérification par empreinte digitale proposé

Dans la phase d'apprentissage de notre processus de vérification des empreintes digitales, nous procédons à prétraiter l'image puis localiser la zone d'intérêt. Cette zone d'intérêt sera l'entrée au module d'extraction de caractéristiques pour donner une autre représentation discriminative en se basant sur la transformée en curvelet qui nous génèrent des sous-bandes. Pour chaque sous-bande, nous calculons des primitives statistiques. Ces primitives sont considérés imprécises et la représentation générale de l''empreinte digitale peut être

incertaine. Pour ce fait, après avoir extrait les primitives, nous proposons une méthode qui donne une autre représentation pour ces primitives. Cette représentation est générée par la théorie possibiliste qui analyse l'aspect imprécis et incertain de ces primitives. Par la suite, notre méthode de comparaison mesure un degré de similarité entre la représentation possibiliste d'une empreinte digitale de référence et les primitives de l'empreinte de test extraites par l'extracteur basé sur la transformée en curvelet.

3.2. Etape de prétraitement

Pour rehausser la qualité de l'image des empreintes digitales et éliminer le bruit, nous avons appliqué la technique proposée par (Chikkerur et *al*., 2005). Dans cette technique, l'image d'empreinte digitale est rehaussée à la base de la transformée de Fourier décrit dans (Chikkerur et *al*., 2005). L'image est d'abord divisée en régions (bloques) chevauchantes, de telle sorte que le signal peut être supposé stationnaire et peut être modélisé approximativement comme une onde de surface. Puis, le spectre de Fourier de chaque région est analysé pour estimer la fréquence de crête et de l'orientation de l'arête. Les informations contextuelles obtenues à partir de cette analyse sont utilisées pour filtrer chaque région dans le domaine de Fourier.

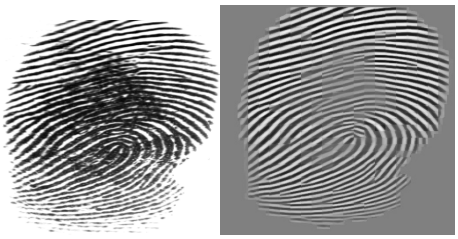


Figure 30 Exemple d'une empreinte digitale prétraitée (a) l'image originale , (b) l'image réhaussée

Après le rehaussement de l'image d'empreinte digitale, nous localisons la zone carrée ROI de taille (175x175) autour du point de référence. Pour détecter le point de référence nous avons utilisé l'algorithme basé sur l'analyse de l'indice de Poincaré proposé dans (Jain et *al*., 1999_a). Cet algorithme suit la démarche suivante :

1) Estimer le champ d'orientation O en subdivisant l'image en petites régions qui ne se chevauchent pas et en déterminant l'orientation locale pour chaque région.

2) Lisser le champ d'orientation dans un quartier local. Soit O' est le champ de l'orientation lissée

3) Initialiser une image d'étiquette A servant à déterminer le point de référence.

4) Pour chaque pixel (i, j) en O ', calculer l'indice de Poincaré et affecter une valeur qui est égale à 1 pour le pixel dont son indice de Poincaré est (1/2).

$$\mathbf{Poincare(i,j)} = \frac{1}{2\pi}\sum_{k=1}^{N-1}\Delta(k) \tag{93}$$

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k) \text{ if } |\delta(k)| < \frac{\pi}{2} \\ \pi + \delta(k) \text{ if } \delta(k) < -\frac{\pi}{2} \\ \pi - \delta(k) \text{ else} \end{cases} \tag{94}$$

$$\delta(k) = O^{r_2}(\psi_x(k^{r_2}), \psi_y(k^{r_2})) - O^{r_1}(\psi_x(k), \psi_y(k)) \tag{95}$$

$$k' = (k+1) \bmod N_\psi \tag{96}$$

Avec $\psi_x(.)$ et $\psi_y(.)$ se sont les coordonnées (x,y) des points de la courbe constituée par Nψ pixels.

5) Déterminer les pixels connexes en A.

✓ Si la surface d'un composant connexe est supérieure à 7, un noyau est détecté au centre de gravité de ce composant

✓ Si la surface d'un composant connexe est supérieure à 20, deux noyaux sont détectés au centre de gravité de ce composant.

6) Si plus de deux noyaux sont détectés, refaire les étapes de 2 à 6

7) Si les deux noyaux sont détectés, le centre de ces deux points sera affecté pour que ca soit le point de référence. Mais, si un seul noyau est détecté, les coordonnées du centre seront assignées au point de référence recherché.

8) Si aucun point de référence n'est détecté:

✓ Pour chaque point dans le champ d'orientation, calculer la matrice de covariance dans un voisinage local.

✓ Pour chaque élément dans l'image d'orientation, définir une image caractéristique I avec la plus grande valeur propre de la matrice de covariance.

➔ Un noyau est détecté au centre de gravité de la plus grande composante connectée dans l'image seuillée,

3.3. Etape d'extraction de caractéristiques d'empreinte digitale

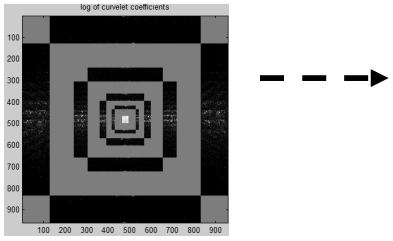
3.3.1. Avant propos

Dans la littérature, deux approches principales ont été utilisés pour caractériser une image d'empreinte digitale : une approche basée-image et une approche basée sur les minuties. L'approche basée sur les minuties est plus populaire que celle basée-image et la plus utilisée dans la plupart des systèmes modernes de reconnaissance d'empreintes digitales. Les principales étapes de l'extraction des minuties sont : lissage, l'estimation de l'orientation de la crête locale, extraction de crête, l'amincissement et la détection des minuties. Pour les images de mauvaise qualité, il est difficile de générer correctement l'ensemble de minuties. Alors que les approches basées sur l'image sont plus fiable dans le traitement des images de mauvaise qualité (Jain et *al*., 1999). En outre, les approches basées sur l'image sont en mesure de représenter une empreinte digitale par un vecteur de caractéristiques de longueur fixe dans un espace multidimensionnel. La représentation de longueur fixe rend l'application des techniques d'indexation multidimensionnelles plus facile. Certains chercheurs ((Boer et *al*., 2001), (Liu et *al*., 2007)) ont montré qu'une technique d'indexation basé sur des descripteurs basés sur l'image (FingerCode (Jain et *al*.,1999)) surpasse les approches basées sur les minuties. En outre, la représentation d'un vecteur de longueur fixe rend l'approche basée sur l'image apte à être couplé à un processus d'apprentissage, se rapprochant ainsi le problème de la vérification des empreintes digitales comme un problème de reconnaissance de formes bi-classe (légitime, imposteur) (Nanni et *al*., 2006). En plus de tous ces avantages, il a été démontré expérimentalement que, même si la performance d'une approche basée-image est inférieure à celle de l'approche basée minuties, la fusion entre ces deux approches surpasse la meilleure des deux approches (Maio et *al*., 2003). Pour ce fait, nous avons choisi à représenter l'empreinte digitale par une approche basée-image. Cette approche appliquera la méthode des curvelets en plus de l'intégration de quelques primitives statistiques

3.3.2. Description de la méthode proposée pour l'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en curvelet

Dans cette partie, nous présentons notre méthode d'extraction de caractéristiques de l'empreinte digitale basée sur la transformé en curvelet. Notre méthode consiste à décomposer la zone d'intérêt en sous-bandes par la décomposition en curvelet. Puis, nous calculons trois descripteurs statistiques (énergie, entropie et standard déviation) à partir des sous-bandes générées.

Pour une image d'empreinte digitale de taille 512 × 512 on la décompose en 5 niveaux. Puis nous analysons pour chaque niveau un ensemble de directions : 32 directions au deuxième niveau, 64 directions au troisième niveau et 64 directions au quatrième niveau. Pour chaque sous-image directionnelle nous extractions 3 descriptifs statistiques (Energie, Entropie, déviation standard). Nous aurons au premier niveau une sous-bande codée par trois valeurs de 3 descripteurs. Dans le 2ème niveau, nous aurons 32 sous-bandes codées par 32x3 valeurs de descripteurs. Dans le troisième niveau, 64 sous-bandes seront codées par 64x3 valeurs de descripteurs. Aussi pour le niveau suivant nous aurons 64x3 valeurs de descripteurs. Pour le dernier niveau nous aurons 1x4 valeurs de descripteurs. A la fin, nous obtenons 164x3 valeurs de descripteurs issues des sous-bandes issues de la décomposition en curvelet de l'image. Donc, notre vecteur de caractéristiques est un vecteur de 3 lignes et 164 colonnes: chaque ligne contient les valeurs d'un descripteur (énergie, entropie ou déviation standard) issues de 164 sous-bandes



Coefficients de Curvelet dans différentes direction (échelle=5)

	1	……	N
Entropie	V_e^1	……	V_e^N
Energie	V_{en}^1	……	V_{en}^N
Déviation Standard	V_{sd}^1	……	V_{sd}^N

(b) (N=164)

Figure 31 Extraction de *Carac*téristiques par *Curvelet* de l'empreinte digitale (a)Exemple d'une décomposition par Curvelet (b) vecteur de caractéristiques généré par notre extracteur

3.4. Etape de comparaison d'empreinte digitale

3.4.1. Avant propos

Dans le domaine de reconnaissance de formes, nous manipulons des informations, le plus souvent numériques, qui sont censés de donner une image aussi fidèle que possible de la réalité. Ce pendant, le plus souvent, ces informations sont imparfaites: imprécises, incertaines, incomplètes, ... Ainsi, l'imprécision et l'incertitude sont souvent abusivement deux termes déconcertés. L'imprécision concerne le contenu de l'information et représente le défaut quantitatif de la connaissance sur une mesure. Alors que l'incertitude est relative à la vérité de l'information, caractérisant sa conformité à la réalité (Dubois et *al*., 1988). Dans ce cadre, la théorie possibiliste est l'une des théories de l'incertain qui ont connues un succès dans le domaine de l'analyse d'information pour la reconnaissance de formes (Solaiman et *al*., 1999),

(Sasikala et *al*., 2001), (Zahzah, 1992) et (Jeon et *al*., 1999) ou encore en reconnaissance d'écriture manuscrite (Rahman et *al*., 1998).

Lors de l'analyse des primitives extraites de l'empreinte digitale, la nécessité de prendre en compte l'imprécision et l'incertitude de l'information clairement apparaît à l'expérience. Pour ce fait et pour le fait que la théorie de possibilité a connu un succès dans le domaine de l'analyse d'information pour la reconnaissance de formes, nous avons choisi d'intégrer cette théorie dans notre module de comparaison pour bien analyser les primitives générées par notre extracteur. Cette méthode passe par deux étapes : dans la première étape, on constitue une base de connaissances possibilistes de l'empreinte digitale, et dans la deuxième étape, on calcule le degré de similarité en appliquant un raisonnement possibiliste exploitant la base de connaissances déjà constituée. Alors, le choix de ce raisonnement possibiliste est motivé par trois points principaux: la capacité de la théorie possibiliste de traiter tous les types d'informations, ainsi qu'avec tous les types d'imperfections de l'information, on peut prendre une décision en se basant sur la mesure de possibilité qui traite tout type d'imperfection.

3.4.2. Constitution de la base de connaissance possibiliste

Afin de constituer une base de connaissances possibiliste, nous donnons une représentation possibiliste pour chaque gabarit générer par l'extracteur basé sur la transformé en curvelet. La constitution de cette base possibiliste suit le principe suivant :

Soit Ω l'espace de représentation des empreintes digitales de la base de données : $\Omega = \{P1, P_2, ..., P_m, ..., P_M\}$ Où P_m: la personne numéro m (représentée par une image d'empreinte digitale), $m \in 1 .. M$, M: le nombre de personnes. Pour chaque empreinte nous devons poursuivre les étapes suivantes:

a) Extraire les caractéristiques du ROI de l'empreinte par notre extracteur et générer le vecteurs de primitives : Vect $[F_{i1}, F_{i2},\ldots,F_{iZ}]$ avec F_{iz} : primitive numéro z d'une empreinte i

b) Pour chaque primitive F_{iz}, nous estimons la distribution de possibilités $\pi_{iz}(F_{iz})$ avec $i \in \{1,2,\ldots,M\}$; $z \in \{1,2,\ldots,Z\}$; Ω_{iz} ={ domaine de définition de F_{iz}}

⇨ Ce processus nous génère la matrice R^{MxZ} de Z distributions de possibilités pour M personnes

3.4.3. Transformation des primitives en distributions de possibilités

Pour estimer la distribution de possibilités, il est indispensable de définir la fonction qui nous permet à déterminer les degrés de similarités entre la primitive extraite de l'empreinte en question et les valeurs du domaine de définition de cette primitive dans la base de référence.

Pour estimer les distributions de possibilités des primitives extraites par notre méthode d'extraction de caractéristiques, nous devons suivre les étapes suivantes:

1) Déterminer le domaine de définition de chaque primitive tout en consultant les valeurs de cette primitive pour les empreintes digitales de références:

➢ Calculer l'écart (D) de la distribution triangulaire des possibilités de cette primitive.

$$D=\sqrt{\sum_{j=1}^{t}(v_j-m)^2} \quad (97)$$

$$m=\left(\sum_{j=1}^{t}\frac{(v_j)}{t}\right) \quad (98)$$

avec t: nombre de gabarits; v_j : valeur de la primitive F_{iz} du $j^{ème}$ gabarit ($j \in [1..t]$; t=5)

2) Constituer la distribution triangulaire comme suit:

➢ Fournir le degré de possibilité 1 à la primitive extraite de l'image d'empreinte digitale de référence

➢ Déterminer les coordonnées de la limite supérieure et la limite inférieure (A et B) de la distribution triangulaire $(x^j_A,y^j_A)= (v_j-D, 0)$ et $(x^j_B,y^j_B)= (v_j+D, 0)$

⇨ La distribution triangulaire est une distribution de possibilités continu avec une limite inférieure A, limite supérieure B et le mode x, où $x_A < x_B$ et $x_A \leq x_C \leq x_B$. La fonction de densité de probabilité est donnée par:

$$f(x)=\begin{cases} a_1x+b_1 & if\ x<x_C \\ a_2x+b_2 & if\ x>x_C \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (99)$$

Avec $a_1= 1/(x_A- x_C)$;$b_1= x_A$ et $a_2= 1/(x_B- x_C)$;$b_2= x_B$

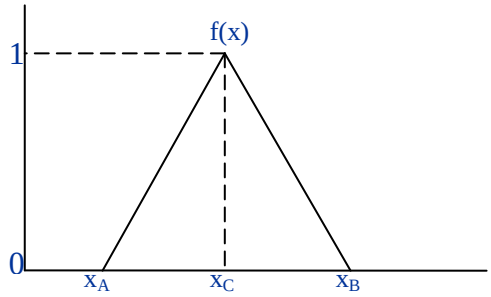


Figure 32 Distribution de possibilités triangulaire

3) Pour chaque primitive, déterminer les paramètres de f (x) : a1, a2, b1 et b2

4) Répéter 1,2 pour chaque primitive F_{iz} ($z \in [1..Z]$, $i \in [1..M]$))

5) Pour chaque empreinte digitale d'apprentissage répéter 1,2 et 3 pour générer la matrice de distributions de possibilités R^{MxZ}.

	F_{1i}	…	F_{zi}	…	F_{Zi}
P_1	π_{11}	…	π_{z1}	…	π_{Z1}

..	..	..	..	..	..
P_m	π_{1m}	…	π_{zm}	…	π_{Zm}
P_M	π_{1M}	…	π_{zM}	…	π_{ZM}
	Ωi_1		Ωi_z		Ωi_Z

Figure 33 Matrice de distributions de possibilités Personne/primitives

3.4.4. Description de la méthode de comparaison basée sur la théorie possibiliste

Dans notre méthode comparaison, la similarité entre deux empreintes digitales est déterminée par le biais de la mesure de possibilité Π. La mesure de la possibilité estime le degré de similarité entre la primitive de l'empreinte en question et la primitive de l'empreinte digitale de référence. Dans la figure 34 nous présentons la démarche générale de notre méthode de comparaison/décision basée sur la théorie de possibilités.

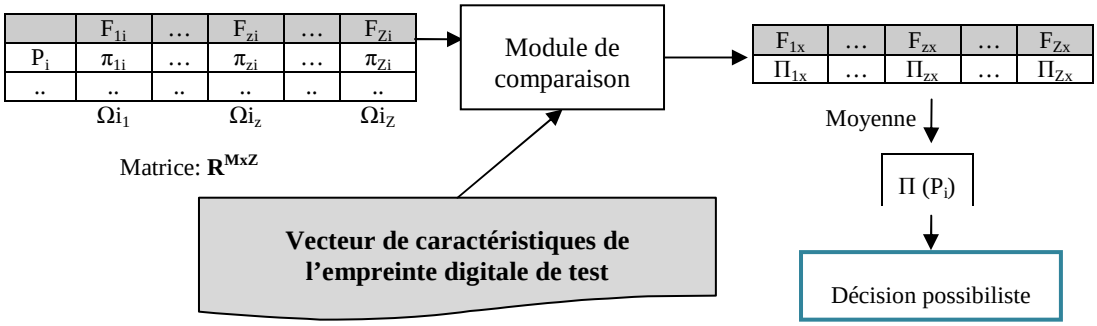


Figure 34 Démarche globale de notre méthode de comparaison basée sur la théorie possibiliste

Pour chaque vecteur de caractéristiques d'une empreinte digitale de test (PF_{new}) : Vect=[F_{1x}, F_{2x}, …, F_{zx}… F_{Zx}] (F_{zx}: primitive numéro z de l'empreinte digitale de test ; avec z ∈ [1..Z]; Z est le nombre des primitives extraites), nous poursuivons les étapes suivantes:

a) Pour chaque primitive (F_{zx}, $v^{z,new}$) de PF_{new}, calculer la mesure de possibilité pour que la valeur $v^{z,new}$ soit celle de la primitive correspondante dans l'empreinte digitale de référence. Cette mesure est calculée comme suit :

PF_{new} ={(F_{zx}, $v^{z,new}$,Π($v^{z,new}$)= $f_{ai}(v^{z,new})$)} (97)

Avec z=1…Z,

$V^{z,new}$: la valeur de la primitive F_{zx} de l'emrpeinte digitale de test;

Π($v^{z,new}$): la mesure de possibilité pour que la valeur de primitive $v^{z,new}$ de l'empreinte digitale de test soit similaire à celle de l'empreinte digitale de référence

f_{zi} : La fonction d'appartenance à la distribution triangulaire des possibilités de la primitive F_{zi}

b) Le score global de similarité est alors calculé entre l'empreinte digitale de test et la connaissance possibiliste mémorisée d'une l'empreinte digitale de référence. Ce calcul est fait par le module de combinaison possibiliste appliquant l'opérateur de combinaison approprié. Dans la littérature, plusieurs opérateurs de combinaison sont présentés. Nous pouvons définir les opérateurs de combinaisons suivantes: moyenne, minimum, moyenne géométrique maximale, respectivement donné dans les équations suivantes,

$$\mathbf{Sim}\left(\mathbf{PF_{new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right) = \frac{1}{Z}\sum_{i=1}^{Z} \mathbf{Sim}\left(\mathbf{v^{i,new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right) \tag{100}$$

$$\mathbf{Sim}\left(\mathbf{PF_{new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right) = \min_{i=1}^{Z} \left[\left(\mathbf{Sim}\left(\mathbf{v^{i,new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right)\right)\right] \tag{101}$$

$$\mathbf{Sim}\left(\mathbf{PF_{new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right) = \max_{i=1}^{Z} \left[\left(\mathbf{Sim}\left(\mathbf{v^{i,new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right)\right)\right] \tag{102}$$

$$\mathbf{Sim}\left(\mathbf{PF_{new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right) = \sqrt[Z]{\prod_{i=1}^{Z} \mathbf{Sim}\left(\mathbf{v^{i,new}}, \mathbf{PF_{temp}}\right)} \tag{103}$$

où Sim peut se référer à la mesure de la nécessité ou de la possibilité. Le choix de l'opérateur de combinaison est généralement lié à l'objectif de l'application souhaitée. Pour notre application, nous avons appliqué l'opérateur moyen qui est présenté par l'équation (100)

c) Pour une décision, calculer le score de similarité s= $\frac{1}{Z}\sum_{i=1}^{Z} \pi\left(\mathbf{v^{i,new}}\right)$; Si s>Th alors l'empreinte digitale de test est authentique; si non c'est imposteur. Th est la valeur du seuil;

4. Résultats expérimentaux

Les résultats expérimentaux ont été obtenus sur un PC fonctionnant sous Windows OS avec une vitesse de 2,3 MHz et les implémentations ont été réalisées sous MATLAB R2008a. Dans cette section, nous présentons les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre méthode d'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en curvelet. Donc pour pouvoir évaluer cette méthode, nous l'avons intégré dans un système d'identification d'empreinte digitale utilisant un module de comparaison basé sur le calcul d'une simple métrique de

similarité (distance Euclidienne). Puis nous avons évalué ce système sur des sous-bases de FVC2004. Dans la deuxième partie de cette section, nous présentons les résultats expérimentaux de l'évaluation du système de vérification d'empreinte digitale basé sur la théorie possibiliste et la transformée en curvelet. Nous avons évalué ce système sur la base FVC2002.

4.1. Résultats de l'évaluation de notre méthode d'extraction de caractéristiques pour l'identification d'empreinte digitale

Pour chaque base de données utilisée pour l'évaluation de notre méthode d'identification d'empreintes digitales, nous l'avons divisé en deux sous-ensembles: l'un pour l'apprentissage et une autre pour le test. Le sous-ensemble comprend 5x30 empreintes digitales issues à partir de 30 personnes. Alors pour chaque image de test, nous allons calculer les 150 scores de dissemblance entre l'image d'empreinte digitale en question et ceux de l'apprentissage.

Nous avons comparé le système proposé pour l'identification d'empreinte digitale au système proposé par Yang et *al*. (2008) pour la vérification d'empreinte digitale. Pour pouvoir se comparer avec ce système, nous avons l'évalué pour une identification d'empreinte digitale.

Méthode de Yang et *al*. (2008)

La méthode d'extraction, de caractéristiques d'empreintes digitales, proposée par Yang et al. (Yang et *al*., 2008) est basée sur les moments invariants. Après la localisation du ROI de l'empreinte digitale en question, les auteurs ont procédé à subdiviser le ROI en petites zones en forme carré (cellules) non chevauchantes. Puis, pour chaque cellule, ils ont calculé sept moments invariants. Donc, un vecteur de caractéristiques de longueur fixe est généré. Ensuite, pour comparer les deux vecteurs de caractéristiques correspondants à l'image de l'empreinte digitale d'entrée et l'image d'empreinte digitale de référence, les auteurs ont calculé une mesure de similarité en se basant sur la distance cosinus pondérée.

Tableau 10. Description détaillée de la base FVC2004 (contenant 4 sous-bases) et des sous-ensembles d'empreintes digitales utilisés pour l'évaluation de notre processus

	Taille d'image	Ensemble A (Nombre de personne x prototypes)	Ensembles d'images utilisés pour l'évaluation de la méthode propsée	Résolution
DB1	640x480	100x8	**30x8**	500 dpi

	(307 Kpixels)			
DB2	328x364 (119 Kpixels)	100x8	**30x8**	500 dpi
DB3	300x480 (144 Kpixels)	100x8	**30x8**	512 dpi
DB4	288x384 (108 Kpixels)	100x8	**30x8**	500 dpi

Dans le tableau 11, nous présentons les taux de reconnaissance, pour que les images de test apparaissent dans l'une des quatre premières positions (TOP1, TOP2, TOP3, TOP4), générés par le système proposé vs du système proposé par (Yang et *al*., 2008) dans un mode d'identification

Tableau 11. Taux de reconnaissance d'empreinte digitale par le système proposé vs du système de (Yang et al. 2008) sur la base de données FVC2004

	%	**TOP1**	**TOP2**	**TOP3**	**TOP4**
Système proposé	**DB1**	95.56	96.67	97.78	100
Yang et *al*. (2008)		90.00	88.89	86.67	95.56
Système proposé	**DB2**	88.89	92.22	93.33	97.78
Yang et *al*. (2008)		92.22	90.00	91.11	89.89
Système proposé	**DB3**	87.78	93.33	98.89	100
Yang et *al*. (2008)		95.56	94.44	94.44	100.00
Système proposé	**DB4**	94.44	96.67	100	100
Yang et *al*. (2008)		97.78	97.78	96.67	100.00

Du point de vue de performance, comme indiqué dans le tableau 11, notre méthode a donné un résultat encourageant. Pour les trois bases de données DB1, DB2, DB4, l'empreinte digitale à identifier apparaît avec un taux de 100% dans les quatre premières positions. Avec un taux de 95,56%, pour toutes les images de test extraites de la base FVC2004_DB1, l'empreinte digitale en question apparait à la première position. Mais dans la base de données DB2, la position de l'empreinte digitale correcte peut dépasser la quatrième position parmi les empreintes digitales d'apprentissage.

En comparant les résultats d'identification par le système proposé qui se base sur la transformée en curvelet aves les résultats du système de Yang (Yang et al., 2008), selon Tableau 11, nous pouvons constater que ce système a donné de meilleurs résultats. Ainsi, nous pouvons conclure que l'intégration de la transformée de curvelets dans la méthode d'extraction des caractéristiques d'empreintes digitales peut donner de bons résultats pour l'identification de l'empreinte digitale.

4.2. Résultats de l'évaluation du système de vérification d'empreinte digitale basé la transformée en curvelet et la théorie possibiliste

Afin d'évaluer notre système de vérification basé sur la transformé en curvelet et la théorie possibiliste, nous avons comparé ce système avec cinq autres systèmes de vérification d'empreinte digitale. Ces expérimentations ont été effectuées sur la base FVC2002. Donc, chaque système de vérification d'empreinte digitale est basé sur une méthode d'extraction de caractéristiques et une méthode de comparaison différentes des autres systèmes. Le premier système est celui basé sur filtre de Gabor est proposé par Jain et al (1999). Le second se base sur le filtre de Gabor et la théorie des possibilités. Le troisième système est basé sur les moments invariants proposés par Yang et al (2008) présenté dans la section précédente. Le quatrième système est basé sur les moments invariants et la théorie des possibilités. Le cinquième système de vérification d'empreinte digitale est basé sur la transformée en curvelet sans l'intégration de la théorie possibiliste.

Méthode de Jain et al . (1999)

Après avoir localisé la ROI, les auteurs ont procédé par la subdivision de ce ROI en une série de bandes concentriques qui sont aussi subdivisées en k secteurs. Pour éliminer les effets de bruit du capteur et de la déformation du niveau de gris, les auteurs ont procédé à normaliser le niveau de gris des secteurs par rapport à une variance de M_0 et une moyenne constante déterminée V_0. Puis, les auteurs passent à filtrer le ROI dans huit directions différentes en utilisant une banque de filtres de Gabor pour produire un ensemble de huit images filtrées. Donc, pour former la FingerCode, ils ont calculé les écarts absolus moyens pour tous les secteurs de toutes les images filtrées. Au niveau de l'étape de comparaison, ils passent à faire tourner les éléments dans le FingerCode d'une manière cyclique pour générer cinq gabarits correspondants aux cinq rotations de l'image d'origine de l'empreinte digitale. Ainsi, ils font

tourner l'image d'origine de l'empreinte digitale d'un angle de 11,25° et générer son FingerCode. Donc, cinq autres modèles sont générées pour avoir à la fin 10 gabarits pour une image d'empreinte digitale en entrée. Enfin, faire correspondre le FingerCode de l'empreinte digitale d'entrée avec chacun des dix modèles stockés dans la base de données pour obtenir dix scores de dissemblance correspondants. Le minimum de ces dix scores a été pris comme score final à affecter

Méthode de Tang (2012)

Les auteurs ont utilisé la transformée en ondelettes pour extraire des caractéristiques d'empreinte digitale. Ils ont procédé à subdiviser le ROI (128 × 128) en 16 × 16 blocs. Ensuite, la décomposition ondelette à deux niveaux de chaque bloc. Pour caractériser ces blocs, les mesures statistiques (énergie et déviation standard) de domaine des ondelettes, ont été calculées. Dans le module de comparaison, ils ont calculé une distance euclidienne normalisée entre le vecteur de caractéristiques de test et les vecteurs caractéristiques modèles.

Dans le tableau 12, nous présentons l'ERR des quatre systèmes de vérifications d'empreintes digitales: le système de (Jain et *al*., 1999), le système de (Yang et *al*.,2008), le système de (Tang, 2012) et le système proposé

Tableau 12. Comparaison des EER(%) des 4 systèmes (**sans l'intégration de la théorie de possibilités)**

%	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**	**Moyenne**
(Jain et *al*.,1999)	3.51	5.25	6.12	6.86	5.44
(Yang et *al*.,2008)	1.63	3.78	4.20	4.68	3.57
(Tang, 2012)	1.49	2.89	4.08	4.17	3.16
Le système proposé	1.79	3.03	3.04	4.51	3.09

En observant les résultats des quatre systèmes de vérifications d'empreintes digitales, nous pouvons conclure que notre système basé sur la transformé en curvelet est plus efficace que les deux autres systèmes basés sur le filtre de Gabor (Jain et *al*.,1999) ou sur les moments invariants (Yang et *al*.,2008). Donc, cette méthode d'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en curvelet a donné une moyenne de taux d'erreur inférieure à celles fournies par les trois autres méthodes. Ainsi, en comparant la méthode proposée avec la méthode de Jain, comme le montre le tableau 12, notre méthode a clairement fait un résultat encourageant. L'évaluation de notre méthode sur la base FVC2002, nous a donné un taux d'erreur ERR moyen de 3.09 %. En outre, notre méthode a donné d'excellents résultats en l'évaluant sur la

base DB1de FVC2002 et son taux d'erreur (ERR) est seulement 1,79% . Ces résultats sont encourageants et montrent la bonne performance de la méthode proposée. Aussi, cette méthode permet d'obtenir le meilleur taux ERR(-0.48%) tout en la comparant avec la méthode basée sur les moments invariants proposée par (Yang et *al*.,2008) . Donc, nous pouvons conclure que notre méthode de vérification d'empreinte digitale basée sur la transformée en curvelet est l'une des méthodes de vérifications réussies.

Dans le tableau 13, nous présentons le taux d'erreur ERR du système de vérification d'empreinte digitale proposé par (Jain et *al*.,1999) et le taux d'erreur ERR du même système mais intégrant la théorie de possibilités dans son module de décision.

Tableau 13. Comparaison des ERR % des méthodes basées sur le filtre de Gabor (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités**)**

%	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**	**Moyenne**
(Jain et al.,1999)	3.51	5.25	6.12	6.86	5.44
Gabor + théorie de possibilités (méthode de Jain et *al*. après intégration du possibiliste)	3.05	3.82	3.86	4.13	3.72

Après l'intégration de la théorie des possibilités dans le module de comparaison du système proposé par (Jain et *al*.,1999) qui a utilisé le filtre de Gabor pour extraire des caractéristiques d'empreintes digitales, le taux d'erreur a été nettement diminué. Pour chaque sous base de la base d'empreintes digitales FVC2002, nous avons déterminé le taux d'erreur du système de Jain et al. et ce même système mais intégrant la théorie des possibilités dans son module de comparaison (voir Tableau 14). Le taux d'erreur moyen du système de Jain et al (Jain et al.,1999) est de 5,44%, alors qu'après l'intégration de la théorie de possibilité, le taux moyen d'erreur est seulement 3,72%.

Dans le tableau 14, nous présentons les taux d'erreurs ERR du système de vérification d'empreinte digitale de (Yang et *al*.,2008) et du même système mais intégrant la théorie de possibilités dans son module de décision:

Tableau 14. Comparaison des ERR % des méthodes basées sur les moments invariants (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités**)**

%	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**	**Moyenne**
(Yang et *al*.,2008)	1.63	3.78	4.20	4.68	3.57
Moments invariants					

+ théorie de possibilités (méthode de Yang et al modifiée.)	1.02	2.64	2.88	3.01	2.39

Selon le tableau 14, nous constatons que le taux d'erreur, du système de vérification d'empreinte digitale basé sur les moments invariants, a été réduit après avoir intégré le raisonnement possibiliste. Donc, le taux moyen d'erreur a été réduit de 1,18%, ce qui prouve encore la fiabilité du raisonnement possibiliste au niveau du module d'appariement.

Dans le tableau 15, nous présentons les taux d'erreurs ERR du système de vérification d'empreinte digitale de (Tang, 2012) et du même système mais intégrant la théorie de possibilités dans son module de décision:

Tableau 15. Comparaison EER(%) des méthodes basées sur les ondelettes (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités)

%	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**	**Moyenne**
(Tang, 2012)	1.49	2.89	4.08	4.17	3.16
Ondelettes + théorie de possibilités (méthode de Tang modifiée)	1.11	2.31	3.12	2.65	2.30

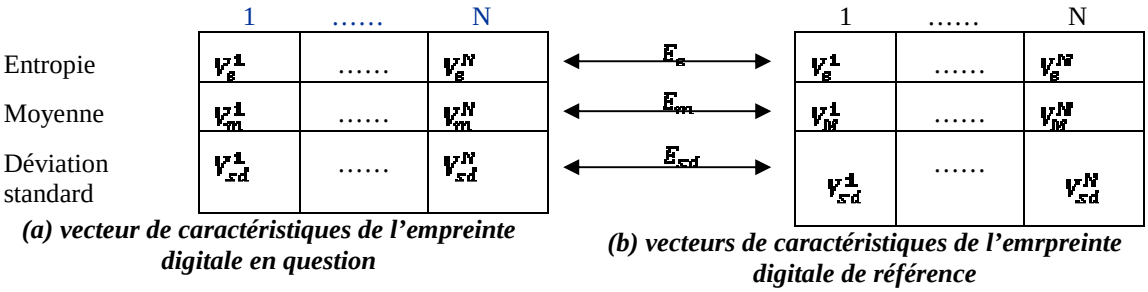
Le taux d'erreur, du système proposé par Tang (Tang, 2012), a diminué nettement, après l'intégration de la théorie des possibilités dans son module de comparaison. Donc, le taux d'erreur moyen du système de Tang (Tang, 2012) est de 3,16%, alors que, après l'intégration de la théorie des possibilités, le taux a été diminué pour devenir 2,30%.

Tableau 16. Comparaison des ERR % des méthodes basées sur la transformée en curvelet (avec et sans utilisation de la théorie de possibilités**)**

%	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**	**Moyenne**
Transformée en Curvelet	1.79	3.03	3.04	4.51	3.09
Transformée en Curvelet + Théorie possibiliste	1.02	1.94	2.63	2.77	2.09

Comme pour les deux autres systèmes de vérification d'empreinte digitale, suite à l'intégration de la théorie de possibilités dans notre système de vérification base sur la transformée en curvelet, le taux moyen d'erreur a été diminué par 1% (voir Tableau 16)

Notons que pour notre système de vérification d'empreinte digitale basé sur la transformée en curvelet et non intégrant la théorie possibiliste, nous avons utilisé la distance Euclidienne pour mesurer le degré de dissemblance entre les empreintes digitales. Pour ce fait, nous calculons des distances euclidiennes entre les lignes des vecteurs de caractéristiques. Ainsi, nous obtenons quatre distances euclidiennes dans un vecteur de distances. Ensuite, nous calculons la norme de ce vecteur.



(a) vecteur de caractéristiques de l'empreinte digitale en question

(b) vecteurs de caractéristiques de l'emrpreinte digitale de référence

Figure 35 Exemple de comparaison entre deux vecteurs de caractéristiques d'empreintes digitales

Pour obtenir une représentation d'empreinte digitale invariante à la translation, et à la rotation, nous d'empreinte digitale en 4 angles -20 ◦; -10 ◦; 0, 10 ◦; 20◦,.Nous définissons donc 4 modèles qui désignent respectivement les 4 angles de rotation. Lors de la correspondance du vecteur de caractéristique d'entrée avec les modèles d'une classe, le minimum des 4 scores de dissemblances sera considéré comme score final.

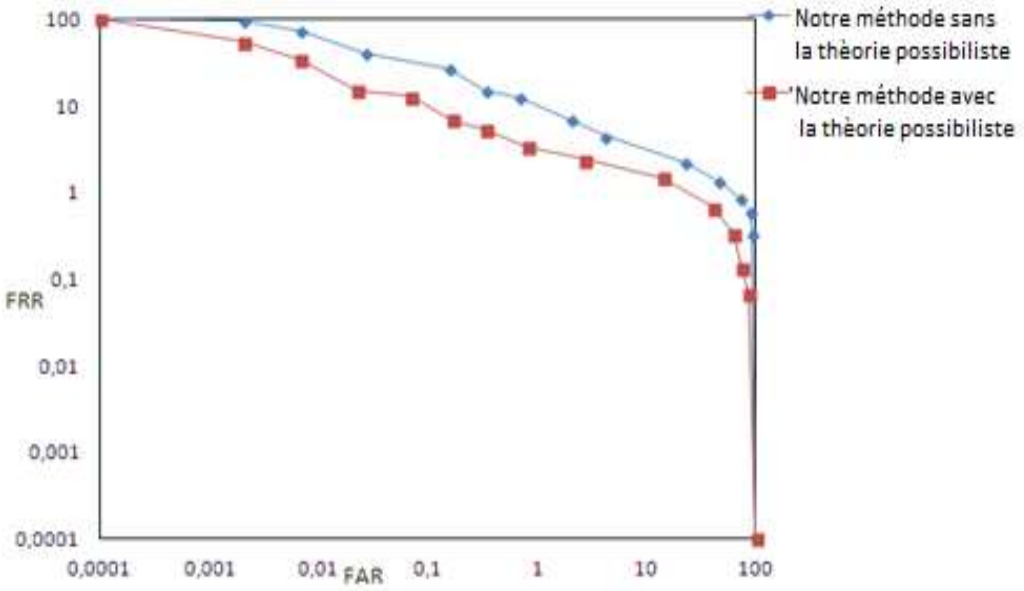


Figure 36 Courbe ROC de notre système de vérification d'empreinte digitale avec et sans la théorie de possibilités (sur FVC2002 DB4).

Ci-dessous, nous présentons un tableau récapitulatif (Tableau 17) pour donner une idée générale sur la performance des quatre systèmes intégrant la théorie de possibilités dans leurs modules d'appariement. ces quatre systèmes de vérification d'empreintes digitales sont : le système de (Jain et *al*.,1999), le système de (Yang et *al*.,2008) et notre système basé sur la transformée curvelet dans lesquels nous avons intégré la théorie des possibilités dans leurs modules d'appariement

Tableau 17. Comparaison des EER(%) des quatre systèmes intégrant la théorie de possibilités

%	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**	**Moyenne**
System of Jain et al (Jain et *al*.,1999) **+ théorie de possibilités**	3.05	3.82	3.86	4.13	3.72
System of Yang et al (Yang et *al*.,2008) **+ possibility theory**	1.02	2.64	2.88	3.01	2.39
System of Tang (Tang, 2012) + théorie de possibilités	1.11	2.31	3.12	2.65	2.30
Le système proposé + théorie de possibilités	1.02	1.94	2.63	2.77	2.09

Selon le tableau ci-dessus, nous pouvons conclure que le système de vérification d'empreinte digitale basé sur la transformée en curvelet est encore plus efficace que les trois autres systèmes. En outre, la théorie de possibilités a amélioré la performance des quatre systèmes de vérification d'empreintes digitales: celui basé sur le filtre de Gabor (Jain et *al*.,1999), l'autre basé sur la base les moments invariants (Yang et *al*.,2008), le système basé sur les ondelette (Tang, 2012) et notre système basé sur la transformée en curvelet. Alors que notre système de vérification d'empreinte digitale basé sur la transformée en curvelet et sur la théorie de possibilités a donné le meilleur taux moyen d'erreur (2,09%).

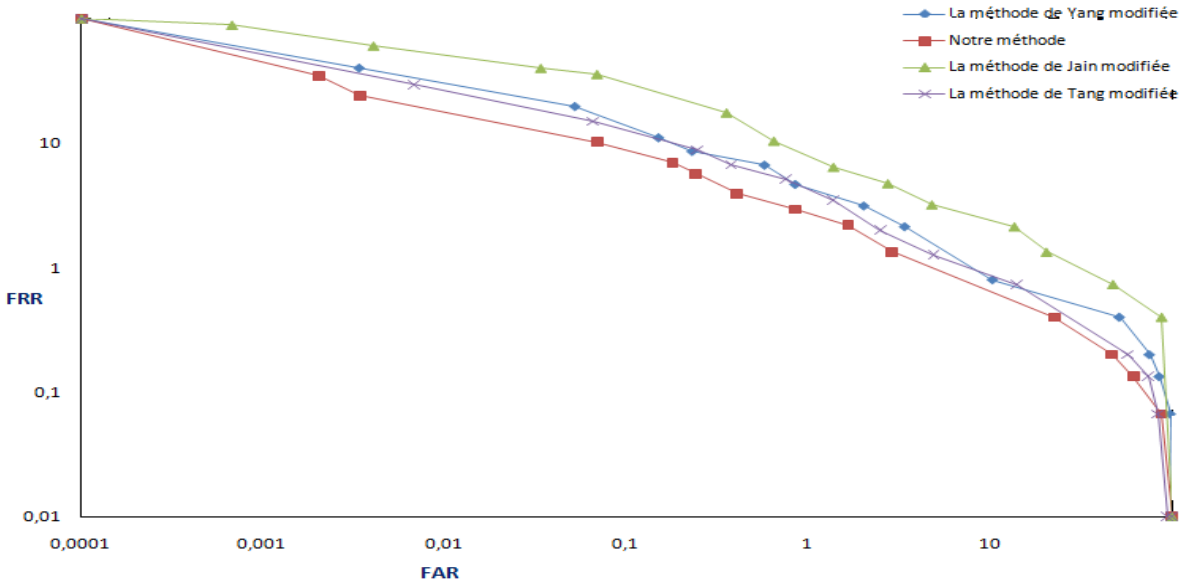


Figure 37 Courbes ROC des trois systèmes utilisant la théorie de possibilités sur la base FVC2002_DB2

La figure 37 montre les courbes ROC des méthodes modifiées de Jain et *al.*, Yang et *al.*, Tang et notre méthode après leurs évaluations sur la base de données DB2 de FVC2002. Selon la figure 37, On peut constater que notre système est plus performant que les trois autres systèmes.

Après avoir évalué le système de vérification proposé en présentant les taux d'erreurs de ce dernier, nous l'évaluons maintenant au niveau temps d'exécution de son module d'extraction de caractéristiques et son module de comparaison (intégrant la théorie possibiliste). Nous présentons le temps moyen d'exécution de ces méthodes dans le tableau 18.

Tableau 18. Le temps moyen (sec), pour l'extraction de caractéristiques et la comparaison, par les quatre méthodes présenté (après l'intégration de la théorie possibiliste) sur la base de FVC2002

	Méthode de Jain et *al.*	**Méthode de Yang et *al.***	**Méthode de Tang**	**La méthode proposée**
DB1	1.12	0.65	0.82	0.44
DB2	1.09	0.70	0.69	0.41
DB3	2.20	0.93	0.85	0.50
DB4	2.15	0.79	0.94	0.38
Moyenne	1.64	0.77	0.83	0.43

Selon les tableaux 17 et 18, nous pouvons conclure que notre système a donné de meilleures performances en termes de précision et de vitesse de calcul. Donc, la vitesse de calcul de l'algorithme proposé est également plus rapide que les autres méthodes.

5. Conclusion

Nous avons débuté ce système par une présentation d'une synthèse sur quelques systèmes de reconnaissance d'empreinte digitale. Puis, nous avons présenté le système proposé pour la reconnaissance d'empreinte digitale. Dans ce cadre, nous avons présenté les différentes étapes du processus général de ce système. Nous avons commencé par présenter l'étape de prétraitement pour passer à présenter la méthode de localisation du ROI opté. Puis, nous avons présenté la nouvelle méthode proposée pour l'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en curvelet qui commence par décomposer le ROI en sous-bandes. Pour chaque sous-bande nous calculons trois primitives statistiques. Par la suite, nous constituons une base de connaissances possibiliste. Nous obtenons donc un gabarit possibiliste pour chaque image d'empreinte digitale de référence que nous l'utilisons lors de la vérification de l'identité d'une personne en calculons une mesure de possibilité entre l'empreinte digitale de test et le gabarit de l'identité proclamée. En comparant cette mesure de possibilité à un seuil nous générons la décision possibiliste finale. Nous avons aussi évalué ce système sur la base FVC2002 et nous l'avons comparé avec trois systèmes utilisant la théorie de possibilités. Les différentes expérimentations ont montré que la théorie de possibilités améliore toujours la performance du système. Ainsi, la transformée en curvelet a donné des résultats meilleurs que les trois autres approches d'extraction de caractéristiques (les moments invariants, le filtre de Gabor et les ondelettes).

Chapitre 5

Le système biométrique multimodal proposé

Chapitre 5

Le système biométrique multimodal proposé

1. Introduction

L'identification de personne par un système biométrique qui combine multiple biométries représente une tendance émergente. La raison la plus impérieuse de combiner différentes modalités biométriques est d'améliorer les taux de performance de ces systèmes biométriques. Cette amélioration est due à l'indépendance statistique des caractéristiques biométriques des différentes modalités. Aussi, un système biométrique, qui combine différentes biométries, peut avoir la chance d'être intégré dans plusieurs applications. Pour toutes ces raisons, nous avons opté à proposer un système biométrique multimodal basé sur des modalités biométriques différentes (l'iris et l'empreinte digitale).

Le processus du système biométrique multimodal proposé comporte trois grandes phases : la phase de pré-fusion, la phase de sélection des caractéristiques, et la phase de fusion. La phase de pré-fusion, consiste à suivre les processus des deux systèmes biométriques monomodaux (celui basé sur l'iris et celui basé sur l'empreinte digitale) allant de l'étape de prétraitement de ces deux systèmes jusqu'à l'extraction des caractéristiques des deux modalités biométriques. Dans la phase suivante, on sélectionne les caractéristiques les plus pertinentes par une méthode de sélection basée sur l'algorithme génétique et la théorie des possibilités. Dans la troisième phase, on fusionne ces caractéristiques par une méthode de fusion basée sur la théorie de possibilités.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons le système biométrique multimodal que nous avons proposé. Après une description générale de ce système, nous présentons les trois grandes phases du processus de ce système. Puis, nous exposons les résultats expérimentaux de l'évaluation des différentes méthodes proposées.

2. Description générale de notre Système Biométriques Multimodale (SBM)

2.1. Avant propos

Pour pouvoir utiliser plusieurs sources biométriques, il est nécessaire de les fusionner afin de générer une seule décision d'identification. Cette fusion peut être faite dans différents niveaux du processus biométrique : soit aux niveaux avant l'étape de la classification ou bien aux niveaux après l'étape de la classification. Dans ce cadre, nous avons choisi de fusionner nos données biométriques avant la phase de classification vue la richesse de l'information qu'on peut acquérir des modalités biométriques. Avant la classification, les données biométriques peuvent être fusionnées soit au niveau capteur soit au niveau caractéristique. La fusion au niveau capteur peut être appliquée que pour les modalités biométriques compatibles (par

exemple main et empreinte digitale). Donc, puisque nous utilisons des modalités différentes et incompatibles, la fusion au niveau caractéristique sera la méthode la plus appropriée pour fusionner l'iris et l'empreinte digitale. La fusion au niveau caractéristique consiste à combiner les vecteurs de caractéristiques issues des extracteurs appliqués sur les différentes sources biométriques. Dans le cas où les ces vecteurs sont issus de plusieurs instances de la même modalité, il suffit de calculer la somme pondérée des caractéristiques pour générer un seul vecteur représentant les différentes sources biométriques. Alors que pour les vecteurs qui sont issus de différentes modalités biométriques, peuvent être concaténés pour former un seul vecteur de caractéristiques. Cependant, la concaténation n'est pas toujours possible surtout dans le cas où ces ensembles de caractéristiques sont incompatibles (par exemple : les minuties d'empreintes digitales et le code binaire d'iris généré par le filtre de Gabor).

Pour surmonter le problème de l'hétérogénéité des caractéristiques de l'iris et de l'empreinte digitale, nous avons opté à utiliser le même extracteur dans les deux méthodes d'extraction de caractéristiques intégrées dans les deux systèmes biométriques monomodaux (de l'iris et de l'empreinte digitale).

L'iris et l'empreinte digitale sont capturés sous format d'images. Ces deux images ont plusieurs points communs tels que : la présence des formes circulaires, la couleur de la modalité n'a pas d'influence sur leurs représentations par les extracteurs. Ces points communs nous ont aidés à trouver un seul extracteur de caractéristiques pouvant représenter les deux modalités. Comme nous l'avons déjà cité, la transformée en curvelet est l'extracteur de base que nous l'avons intégré dans les deux méthodes d'extraction de caractéristiques correspondantes à la représentation de l'iris et de l'empreinte digitale. Ainsi, nous avons prouvé la performance de la transformée en curvelet par les résultats expérimentaux, présentés dans les deux chapitres précédents, de l'évaluation du système biométrique de l'iris et le système biométrique de l'empreinte digitale intégrant cet extracteur. Donc, après avoir validé cet extracteur, nous l'avons intégré dans la méthode de fusion que nous proposons pour combiner l'iris et l'empreinte digitale. Ainsi, nous concaténons le vecteur de caractéristiques de l'iris et celui de l'empreinte digitale dans un seul vecteur de caractéristiques. Ce dernier sera donc la représentation finale des deux modalités et par conséquence de la personne correspondante.

2.2. Processus général

Le processus général de notre SBM, comme présenté dans la figure 38, peut être subdivisé en 3 grandes phases : la phase de pré-fusion qui consiste à passer par les processus des deux

systèmes biométriques d'iris et d'empreinte digitale, la phase de sélection de caractéristiques et la phase de fusion des caractéristiques pertinentes de l'iris et de l'empreinte digitale.

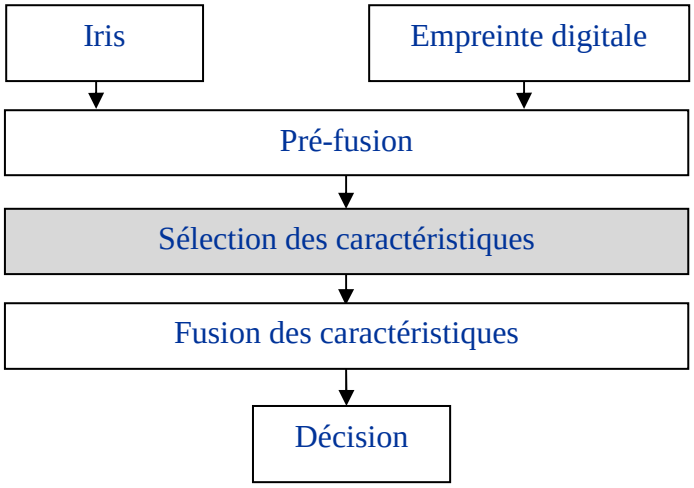


Figure 38 Schéma générique du SBM proposé

2.2.1. Idée générale

L'idée générale de notre processus d'identification de personne par la fusion de différentes modalités biométriques consiste à profiter de la richesse de l'information issue des caractéristiques de plusieurs modalités biométriques. De ce fait, nous proposons de fusionner les modalités au niveau de leurs caractéristiques. Comme la montre la figure 39, une personne sera représentée par un seul vecteur de primitives. Ce vecteur est donc le résultat de concaténations des primitives issues des extracteurs appliqués sur les modalités biométrique. Les primitives de ce vecteur seront, par la suite, analysées et fusionnées afin de mesurer le degré de vraisemblance d'une personne par rapport aux personnes de la base d'apprentissage.

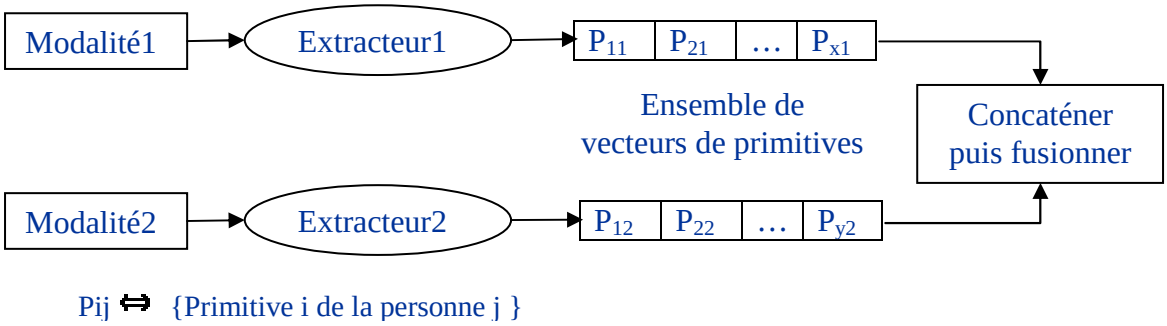


Figure 39 Idée générale de notre méthode de fusion

Par une étude expérimentale, nous avons constaté que les valeurs des primitives peuvent être changées d'une instance (prototype) à une autre, malgré que ces derniers se soient des prototypes d'une modalité de la même personne. Donc, on peut affirmer que les ces primitives caractérisent la modalité d'une manière imprécise. En plus, à partir d'un prototype d'une

modalité biométrique d'une personne, nous pouvons avoir des primitives très similaires à celles d'un prototype de la même modalité capturée à partir d'une autre personne. Donc, ces primitives ont un aspect d'incertitude. Pour bien analyser l'incertitude et l'imprécision, nous proposons à intégrer la théorie possibiliste dans la méthode de fusion de l'iris et de l'empreinte digitale.

2.2.2. Description du processus

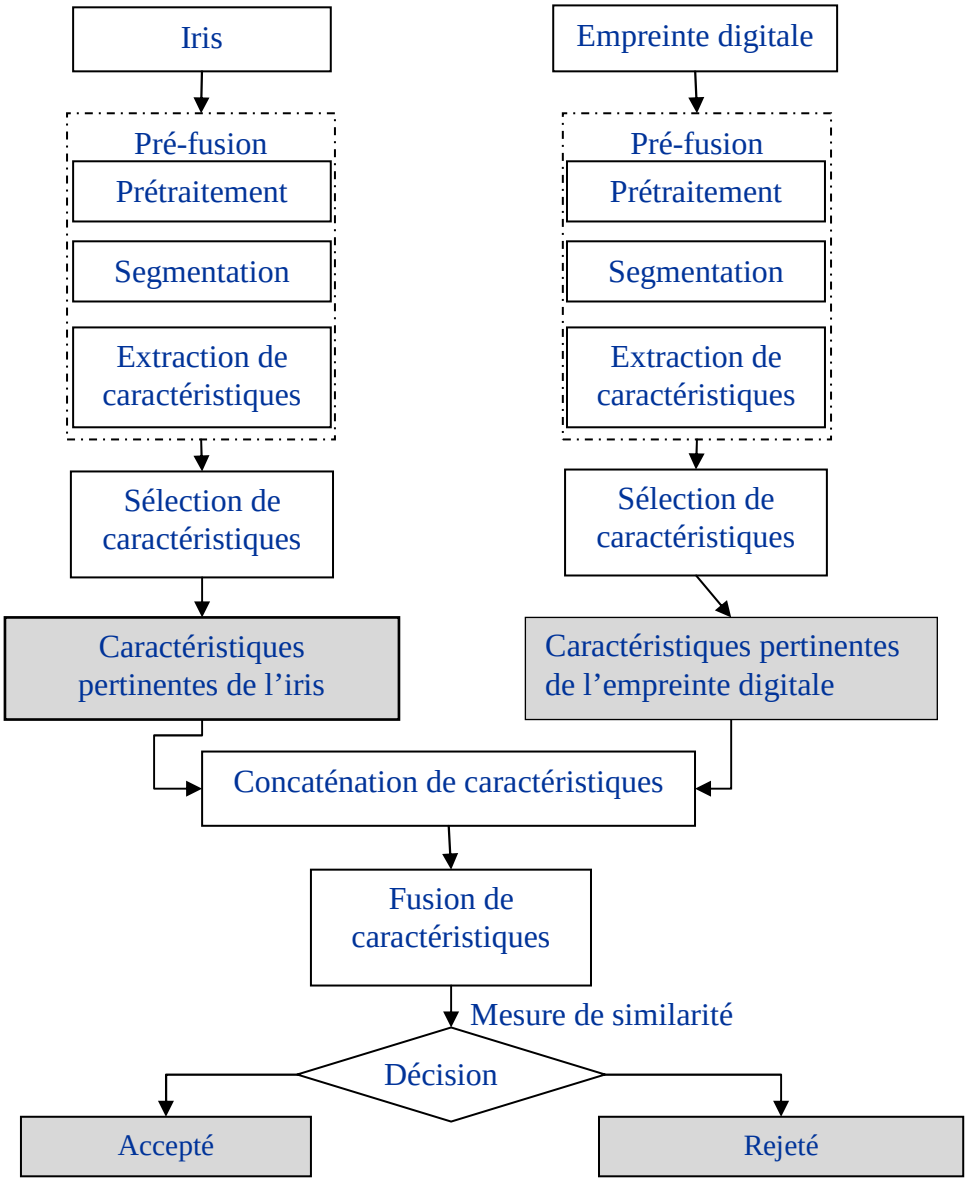


Figure 40 Démarche générale de notre système biométrique multimodal

La démarche générale de notre processus d'identification de personne par l'iris et l'empreinte digitale est présentée par la figure 40. Nous procédons à générer les caractéristiques de chaque modalité en se référant à nos systèmes biométriques monomodaux décrits précédemment. Par la suite, nous appliquons une méthode de sélection que nous proposons afin de générer les

plus pertinentes caractéristiques. Après avoir générer les primitives les plus pertinentes, nous passons à les fusionner par notre méthode de fusion basée sur la théorie de possibilités.

3. La méthode de sélection de caractéristiques proposée

L'inconvénient majeur de l'utilisation d'un grand nombre de caractéristiques est que, probablement, l'une ou plusieurs de ces caractéristiques peuvent être non informatives ou redondantes. Afin de surmonter ce problème, nous avons proposé une méthode de sélection des caractéristiques. Donc, cette méthode réduit le nombre de caractéristiques utilisées pour la représentation des modalités biométriques en sélectionnant les plus pertinentes parmi eux. Ce qui aide à augmenter la performance du système biométrique multimodal vu que ce dernier les représentations les plus fiables des deux modalités.

Dans ce cadre, nous proposons une méthode de sélection basée sur l'algorithme génétique et la théorie de possibilités. La démarche générale de la méthode de sélection proposée est décrite par la figure suivante :

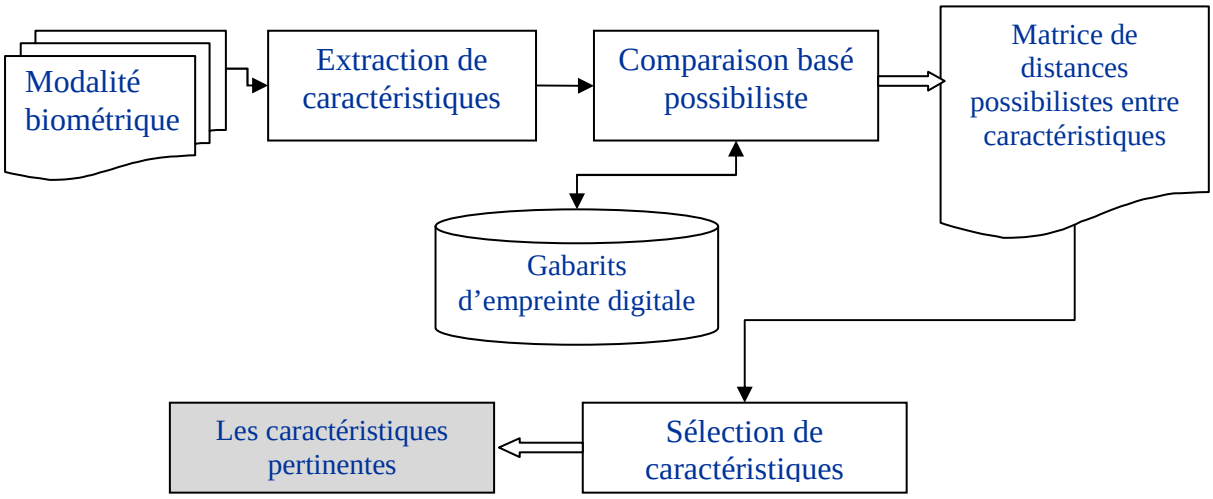


Figure 41 Processus général de notre méthode de sélection

Cette méthode de sélection de caractéristiques comporte deux grandes étapes : une étape d'apprentissage pour la préparation des données de bases de la deuxième étape de sélection. Ces données se sont des distances de similarités possibilistes entre les caractéristiques des couples de modalités à comparer. Ces données sont rassemblées dans une matrice de mesures de possibilités entre primitives de personnes comparées. Donc, cette matrice de mesures de possibilités sera utilisée par la méthode de sélection comme une base de connaissance.

3.1. Constitution de la base de connaissance pour la tâche de sélection

La nouvelle idée de la méthode de sélection proposée, consiste à sélectionner les plus pertinentes caractéristiques en se basant sur des mesures de possibilités calculées entre les caractéristiques des personnes de la base d'apprentissage et non pas sur les valeurs de ces caractéristiques. Pour ce fait, nous proposons à constituer une base de connaissance possibiliste que nous allons l'utiliser pour sélectionner par la suite les caractéristiques correspondantes aux possibilités sélectionnées. La figure 42 présente le principe de la constitution de la base de connaissance possibiliste.

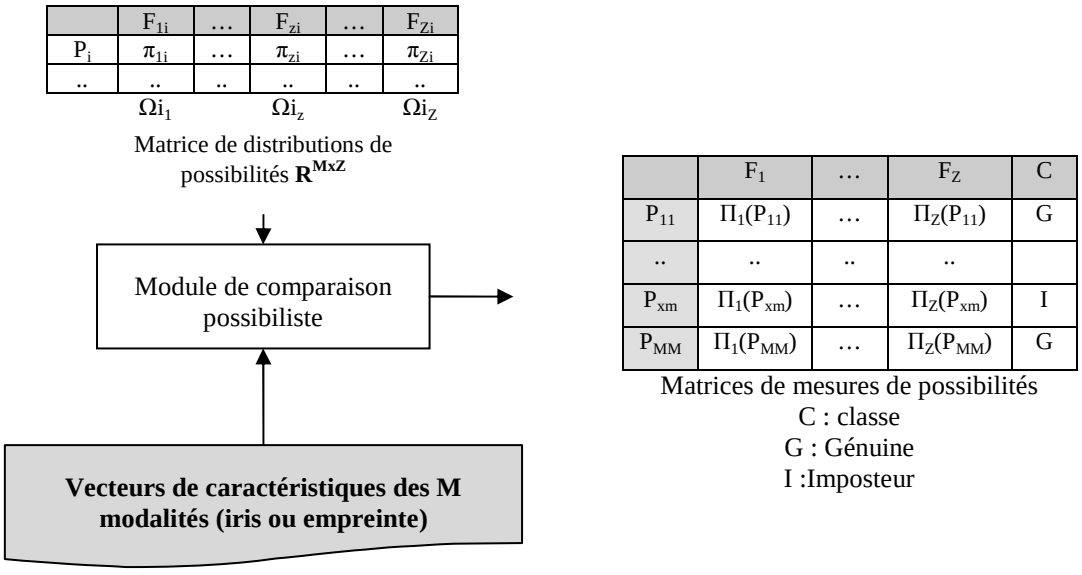


Figure 42 Principe de constitution de la base de connaissance possibiliste

La démarche générale de la constitution de la matrice de mesure de possibilités représentant notre base de connaissance possibiliste, peut être résumée par ces étapes :

1) Déterminer la matrice de distributions de possibilités pour une modalité (iris ou empreinte) (voir section 2.1.3 du chapitré précédent)
2) Pour chaque couple d'image d'une modalité, appliquer la méthode une comparaison possibiliste que nous avons proposé pour l'empreinte (voir section 2.1.3 du chapitre précédent)
3) Donner la classe Génuine (G) pour un couple de modalités issu de la même personne et la classe Imposteur (I) pour un couple de modalités issu de deux personnes différents.

⇨ Nous aurons à la fin de ce processus une matrice de mesures de possibilités caractérisant les primitives de la classe Génuine et la classe Imposteur.

3.2. Sélection par l'AG

Après avoir constitué la base de connaissance possibiliste, on passe à l'étape de sélection des plus pertinentes caractéristiques. La matrice de mesures de possibilités passe en entrée au module de sélection basé sur l'AG et le classifieur GentleAdaboost afin de sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes. En fait, nous avons intégré le classificateur GentleAdaboost, afin d'utiliser le taux de classification (Génuine/Imposteur) généré pour une population (de mesures de possibilités) par fonction Fitness de l'AG. Ce classificateur a été proposé par Friedman et al. (Friedman et *al.*, 1998).

La figure 43 représente la démarche à suivre par le module de sélection de possibilités/caractéristiques.

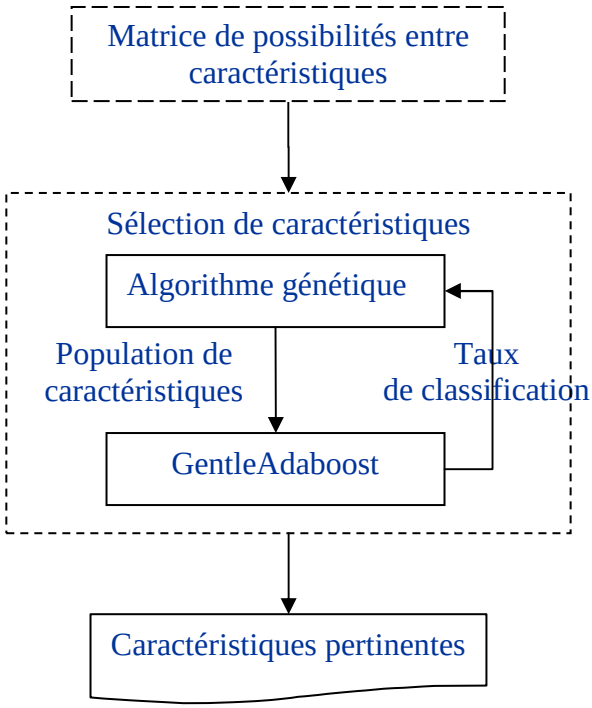


Figure 43. Sélection basée sur l'AG

Le principe de l'algorithme de sélection basé sur l'AG peut être résumé comme suit :

1- Créer, aléatoirement, une population de départ par l'AG,

2- Pour évaluer chaque individu dans cette population, les modèles d'entrée sont multipliées par une matrice binaire (voir Figure 44),

3- Transmettre le résultat de l'étape 2 au classificateur GentleAdaboost. Le classificateur divise les modèles en un ensemble d'apprentissage et un ensemble d'essai utilisé pour évaluer la précision de classification. La précision obtenue est ensuite retournée au processus général en tant que mesure de la qualité de la matrice de transformation.

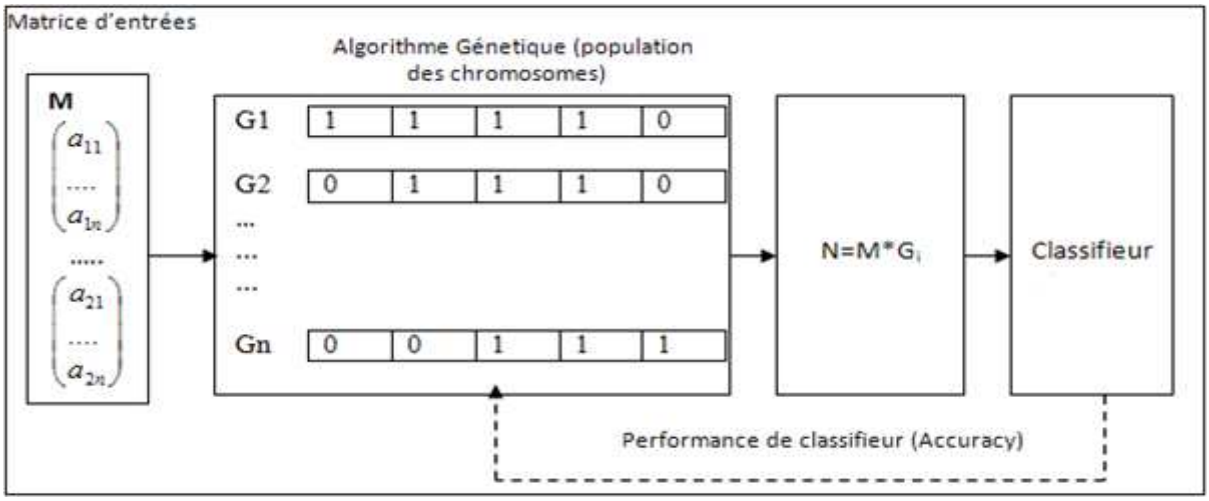


Figure 44. Fonctionnement général de l'AG

4- L'AG élimine les chromosomes de faibles conditions physiques et maintient celles de remise en haute forme suivant une fonction de fitness. Ainsi les chromosomes les plus forts peuvent participer à la génération suivante.

$$fitness = W_A \times Accuracy + W_{nb} \times \frac{1}{N} \quad (102)$$

Où W_A est le poids de l'exactitude, W_{nb} est le poids des N caractéristiques qui ont participé à la classification et « accuracy » désigne l'exactitude du GentleAdaboost.

5- Ce processus est répété jusqu'à ce qu'un ensemble de meilleurs chromosomes (population de possibilités/caractéristiques) soit généré et jusqu'à ce qu'on atteigne le nombre de générations fixé.

4. Phase de fusion

La fusion au niveau scores est la plus populaire en raison de la facilité d'accès et la consolidation des scores de similarités. Cependant, les systèmes biométriques qui intègrent l'information à un stade précoce du traitement sont censés être plus efficaces que ceux qui effectuent l'intégration à un stade ultérieur. Depuis, les caractéristiques contiennent les informations les plus riches sur les données biométriques d'entrées que le score de similarité ou de la décision d'un classificateur. En effet, la fusion au niveau de primitives doit fournir de meilleurs résultats de reconnaissance que la fusion aux autres niveaux d'intégration. Cependant, l'intégration au niveau caractéristique est difficile à réaliser dans la pratique pour les raisons suivantes:

- La relation entre les espaces de fonctions des différents systèmes biométriques ne peut pas être connue. Dans le cas où la relation est connue à l'avance, des précautions doivent être prises pour éliminer les caractéristiques qui sont fortement corrélées. Cela nécessite l'application d'algorithmes de sélection de caractéristiques avant la classification.
- La concaténation de plusieurs vecteurs de caractéristiques peut générer un vecteur de caractéristique avec très grande dimension menant à la «malédiction de dimensionnalité problème ». C'est pour ce fait que nous avons proposé une méthode de sélection.
- Les systèmes biométriques commerciaux ne donnent pas accès à des vecteurs de caractéristiques qu'ils utilisent dans leurs produits. Par conséquent, la plupart des chercheurs préfèrent généralement la fusion après classification (score ou décision) et peu de chercheurs qui ont étudié la fusion au niveau caractéristique.

4.1. Description de la méthode de fusion proposée

Les théories de l'incertain telles que la théorie des possibilités et la théorie des fonctions de croyance, font leur apparition avec un bon degré de réussite, comme en reconnaissance de formes graphiques (Jeon et *al*., 1999),(Sasika et *al*., 2001), (Solaiman et *al*., 1999) (Zahzah, 1992) ou même en reconnaissance d'écriture manuscrite (Rahman et *al*., 1998). Ces méthodes de classification semblent prometteuses car les décisions ne nécessitent pas d'étape d'apprentissage. En outre, plusieurs travaux de recherche théorique sur ces domaines ont été faits (Smets, 1990), (Dubois et *al*., 1994), (Meunier, 1995), (Appriou, 1999), (Denoeux, 2002), etc. Dans ce cadre, nous avons opté à intégrer la théorie de possibilités dans le système biométrique multimodal proposé. Donc, cette théorie sera intégrée dans le module de fusion/classification des modalités biométriques.

4.1.1. Position de problème

Après la sélection les caractéristiques pertinentes de l'iris et les caractéristiques pertinentes de l'empreinte digitale, nous rassemblons ces caractéristiques dans un seul vecteur pour donner une seule représentation d'une personne par les deux modalités biométriques. Puis nous passons à la fusion basée sur la théorie possibiliste (voir Figure 45). Dans cette théorie, il est nécessaire de passer par deux grandes phases : la phase d'estimation de possibilités et la phase de combinaison/classification.

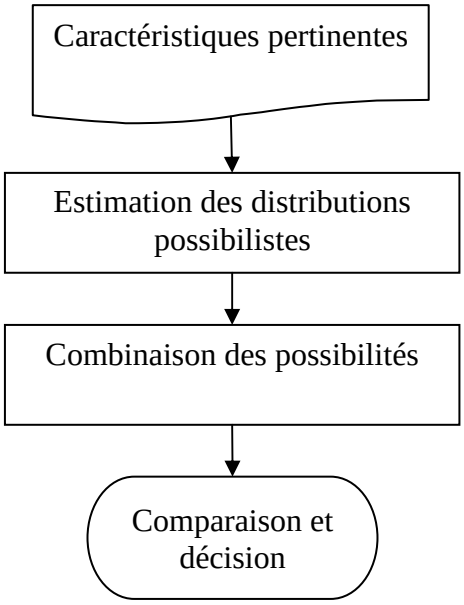


Figure 45. Démarche générale de la fusion des caractéristiques

Chaque primitive représente un paramètre en entrée pour une phase d'estimation d'une distribution de possibilités. Après avoir estimé les distributions possibilistes de toutes les primitives, nous passons à les combiner. Nous pouvons, donc, passer à la prise de décision en se basant sur ces distributions de possibilités et, notamment, les primitives extraites à partir des deux modalités biométriques de la personne en question. Donc, si l'on désire faire une opération de combinaison, dite d'agrégation ou de fusion, sur ces vecteurs de primitives, il deviendra nécessaire d'estimer les distributions possibilistes des paramètres de ces vecteurs. Les distributions ainsi obtenues sont assimilées à un ensemble de distributions possibilistes et constituent une information globale déterminée à partir des deux modalités biométriques à analyser; ce que nous allons formaliser dans la section suivante en termes de matrices.

4.1.2. Modélisation de la fusion possibiliste

Soit Ω l'espace de représentation des personnes de la base biométrique multimodale (BBM) tel que $\Omega = \{P_1, P2,\ldots, P_m,\ldots, P_M\}$ Avec Pi : une personne numéro i ; $i \in [1..M]$; M : nombre de personnes.

Dans le but de modéliser notre méthode de fusion, pour chaque personne P_m nous devons suivre les étapes suivantes :

1- A partir de deux modalités biométriques d'une personne, notre SBM génère les vecteurs de caractéristiques représentés comme suit :

- Vect1 $[F_{11}, F_{12},\ldots,F_{1x}]$ .. vecteur de x primitives
- Vect2 $[F_{21}, F_{22},\ldots,F_{2y}]$: vecteur de y primitives

Chaque primitive $F_{kl} \in \Omega_{kl}$ {espace de définition de F_{kl} } ; Avec k : Numéro du vecteur et l : numéro de primitive ; zj :nombre de primitives généré par chaque extracteur

2- Sélectionner les primitives pertinentes à partir du premier vecteur Vect1 pour avoir un autre vecteur de x_2 primitives

3- Sélectionner les primitives les pertinentes à partir du deuxième vecteur Vect2 pour avoir un autre vecteur de y_2 primitives

4- Concaténer les primitives sélectionnées à partir des deux vecteurs dans un seul vecteur

➔Représenter une personne Pi par un seul ensemble rassemblant (x_2+y_2) primitives. Ce qui donne l'ensemble E $\{F_1,F_2,\ldots,F_z,\ldots,F_Z\}$.

5- Pour chaque primitive F_z, estimer une distribution de possibilités $\pi_{mz}(F_z)$ Avec $m \in \{1,2,\ldots,M\}$; $z \in \{1,2,\ldots,Z\}$; Ω_z ={ espace de définition de F_z}

6- Combiner les Z distributions de possibilités avec le vecteurs de primitives d'une personne de teste ➔ Générer la décision possibiliste finale

⇨ Ce processus nous génère la matrice R^{MxZ} rassemblant les Z distributions de possibilités des primitives des M personnes et nous génère un vecteur de mesures de de possibilités des M personnes. Cette matrice et ce vecteur sont présentés dans la figure suivante :

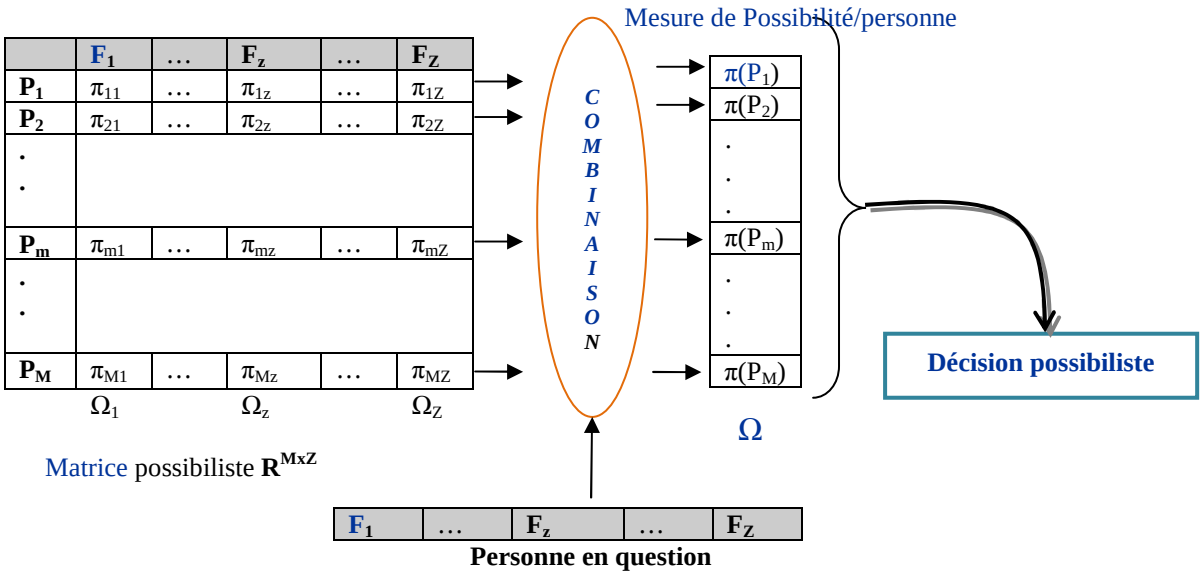


Figure 46. La combinaison des distributions possibiliste

Dans une étape d'estimation, pour chaque paramètre descriptif d'une modalité biométrique issu d'un vecteur de caractéristiques généré par un extracteur, nous devons faire la transformation de l'espace de représentation vers des distributions de possibilités. Pour ce fait, nous commençons par la représentation de la distribution de possibilités $\pi_{Pm}(F_z)$.

$$\Omega_z \longrightarrow [0,1]$$
$$P_m, Fz \longrightarrow \pi_{Pm}(F_z)$$

$\pi_{Pm}(F_z)$: est une distribution de possibilités qu'on peut l'interpréter comme une fonction donnant le degré de possibilité pour qu'une variable (ou paramètre) d'une personne P prenne la valeur Fz.

La distribution π s'interprète alors comme la fonction d'appartenance à un sous-ensemble des valeurs possibles pour cette variable extraite à partir des modèles d'apprentissage de la modalité.

Donc pour chaque personne de référence, nous déterminons un vecteur de distribution de possibilités de ses primitives. Les vecteurs de distributions de possibilités des personnes de références seront rassemblés dans une matrice qu'on nomme « matrice possibiliste » : $\mathbf{R^{MxZ}}$.

Pour une personne en question, il est indispensable de constituer son vecteur de primitives pertinentes pour par la suite faire les projections de ces données sur les courbes de distributions de possibilités de chaque primitive provenant des modalités de références. Pour finir par générer des valeurs exprimant les degrés de vraisemblance possibilistes.

4.1.3. La transformation en possibilités

La difficulté de l'approche possibiliste réside dans l'estimation des distributions de possibilités. Pour estimer une distribution de possibilités, il est indispensable de définir une fonction permettant de déterminer le degré de vraisemblance possibiliste entre la modalité de référence et la modalité en question.

Dans le cadre de la théorie possibiliste en biométrie multimodale, deux questions fondamentales peuvent se poser : comment déterminer une distribution de possibilités ? Et quelle méthode adoptant pour déterminer la fonction d'appartenance à utiliser ? Pour répondre à ces questions, nous devons commencer à analyser les primitives extraites pour bien estimer leurs distributions de possibilités. La figure 47 présente la démarche générale de la méthode proposée pour la détermination des distributions de possibilités des primitives issues d'un extracteur de caractéristiques d'une modalité biométrique d'une personne.

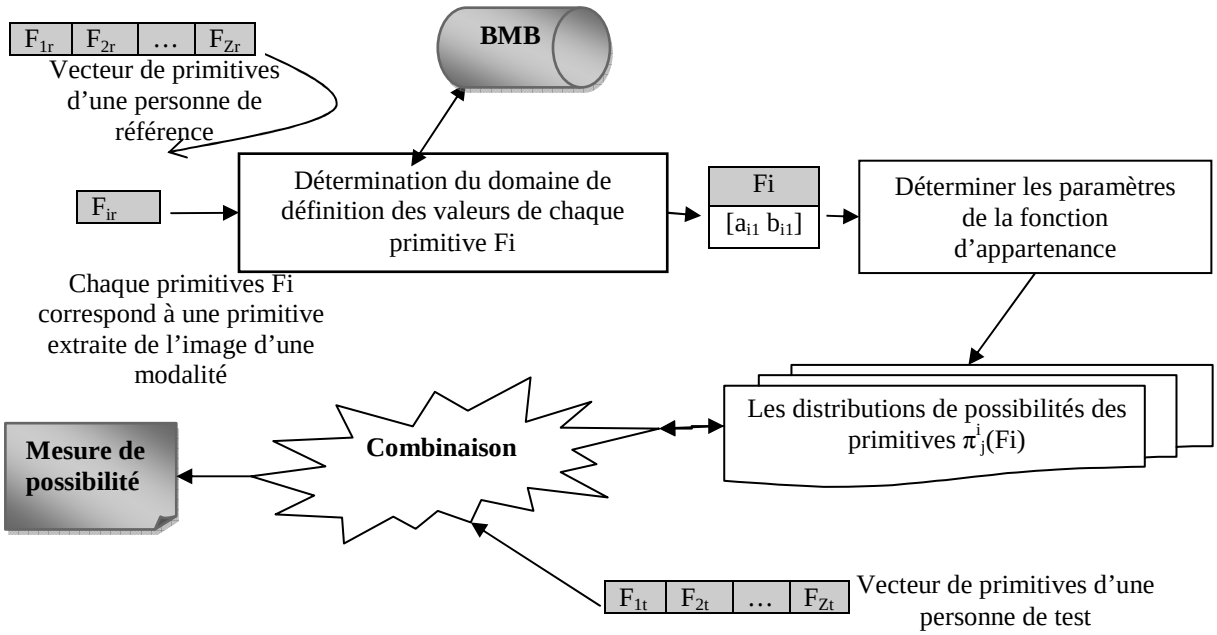


Figure 47. Estimation/combinaison des distributions de possibilités des primitives

Il est nécessaire de faire une transformation des valeurs de manière à ce qu'on puisse supposer travailler sur des valeurs de possibilités. On peut interpréter une distribution de possibilité comme une fonction analogue de vraisemblance probabiliste (Dubois et al., 1994). Autrement dit, on considère qu'à chaque primitive on affecte un score dans un cadre possibiliste car les valeurs de vraisemblance n'expriment que l'incertitude et l'imprécision sur l'appartenance d'une observation biométrique à chaque personne.

La démarche générale de l'algorithme d'estimation des distributions de possibilités des primitives peut être résumée par les étapes suivantes :

1- Déterminer le domaine de définition de chaque primitive par une simple consultation de la BBM en déterminant les valeurs qu'elle peut prendre une primitive dans un ensemble de prototypes d'une modalité d'une personne.

2- Déterminer les paramètres de la distribution possibiliste (voir section 2.4.3 du chapitre précédent).

3- Répéter 1 et 2 pour toutes les primitives du vecteur représentant une personne.

4- A la fin de ce processus, nous aurons un vecteur de distributions possibilistes pour une personne représentée par deux modalités biométriques.

4.1.4. Combinaison

La démarche générale de combinaison/décision passe par ces étapes :

Soit :

$\Omega = \{P_1, P_2, \ldots, P_M, P_{M+1}\}$; M : nombre de personnes de la base de données multimodale.

Ω_k : {ensemble de valeurs de la primitive k : extrait des M personnes}

f_k : fonction appliquée sur Ω_k : $k \in [1..Z]$ et Z : nombre de primitives caractérisant une personne.

1- Générer la distribution de possibilités correspondante à une modalité biométrique pour une personne donnée comme suit:

$\pi_{Iris} = \Omega \longrightarrow [0,1]$

$P_m \longrightarrow \pi_{Pm}(F1) \oplus \pi_{Pm}(F2) \oplus \pi_{Pm}(F3) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \oplus \pi_{Pm}(F_Z)$

Z le nombre total des paramètres constituant les primitives du vecteur de caractéristiques de l'iris

En plus de la distribution de possibilités associée à l'iris d'une personne Pm, nous passons à déterminer celle associée à l'empreinte digitale comme suit :

$\pi_{Finger} = \Omega \longrightarrow [0,1]$

$P_m \longrightarrow \pi_{Pm}(F1) \oplus \pi_{Pm}(F2) \oplus \pi_{Pm}(F3) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \oplus \pi_{Pm}(F_Q)$

Q le nombre total des paramètres constituant les primitives du vecteur de caractéristiques de l'empreinte digitale

2- Pour pouvoir déterminer la distribution de possibilités pour une personne à partir des deux modalités biométriques, nous pouvons, maintenant, combiner la distribution de possibilités associée à l'empreinte digitale dune personne et la distribution de possibilités associée à l'iris de cette même personne. Ce qui donne :

$\pi_P = \Omega \longrightarrow [0,1]$

$P_m \longrightarrow \pi_{Pm}(\text{iris}) \oplus \pi_{Pm}(\text{finger})$

3- Calculer le score de vraisemblance possibiliste entre la personne de référence et la personne en question (voir section 4.1.4)

4- Répéter 1,2 et 3 pour chaque personne de la base de référence

5- Générer à la fin de ce processus un vecteur des scores de vraisemblances possibilistes de toutes les personnes de la base de référence.

6- Ordonner ces scores pour sélectionner la personne à identifier.

4.1.5. Décision

Au niveau de cette étape, nous identifiant une personne en question par notre système biométrique multimodal fusionnant l'iris et l'empreinte digitale. Après avoir ordonné le vecteur de scores de vraisemblances possibilistes (voir section précédente 4.1.4). Nous prenons le score de vraisemblance entre la personne ayant le meilleur rang (1) et la personne en question pour le comparer avec un seuil. Si ce score est supérieur au seuil, on accepte la personne en question pour qu'elle soit « légitime » et si ce n'est pas le cas on refuse la personne en question pour qu'elle soit « imposteur ».

5. Evaluation de notre Système Biométrique Multimodal (SBM)

Un système multimodal peut fonctionner dans l'un des trois différents modes: le mode série, le mode parallèle ou mode hiérarchique. Dans le mode de fonctionnement en série, la sortie d'une modalité est généralement utilisée pour réduire le nombre possible d'identités avant que la prochaine modalité ne soit utilisée. Par conséquent, plusieurs sources d'information (par exemple, plusieurs traits) ne doivent pas être acquises simultanément. En outre, une décision pourrait être faite avant d'acquérir tous les traits. Cela peut réduire le temps de reconnaissance de l'ensemble. Alors que, dans le mode parallèle, l'information provenant de plusieurs modalités est utilisée simultanément afin d'effectuer la reconnaissance. Cependant, dans le mode hiérarchique, les classificateurs individuels sont combinés dans une structure arborescente. Ce mode est utile lorsque le nombre de classificateurs est grand.

Dans notre système biométrique multimodal, les deux processus de reconnaissance d'empreinte digitale et de l'iris ne se chevauchement que dans l'étape de fusion des primitives de ces deux modalités. Dans les étapes pré-fusion, le processus de la reconnaissance d'iris ne dépend pas de celui de reconnaissance d'empreinte digitale. Donc, après la combinaison des primitives, nous passons à la fusion et la prise de décision.

Dans le cadre de l'identification, nous utilisant une base de référence constituée par un ensemble de personnes représentées par deux modalités. Pour ces deux modalités, nous stockons un nombre limité de prototypes pour chaque modalité/personne. Pour chaque prototype, nous stockons son gabarit (des distributions de possibilités de toutes les primitives) dans la base de référence utilisées par notre méthode de comparaison et décision. Pour chaque personne en question, nous la comparons avec tous les gabarits de la base de référence pour générer une décision d'appartenance de cette personne à la base de référence. Donc la décision de l'identification de la personne en question sera générée qu'après le parcours de la base de référence et la sélection de la personne la plus proche pour quelle soit celle en question. Puis nous comparons le score de vraisemblance possibiliste avec un seuil, s'il vérifie notre critère (supérieur ou égal au seuil) la personne en question est donc légitime sinon cette personne est imposteur.

5.1. Constitution de notre Base Biométrique Multimodale (BBM)

Rappelons que l'objectif principal de notre SBM est d'identifier une telle personne en se basant sur son empreinte digitale et son iris. Donc pour pouvoir identifier une personne nous devons capturer ses deux modalités biométriques qui seront comparées avec les couples de la base de référence de notre SBM. Pour ce fait, nous présentons dans la suite, notre base de référence (test) utilisée pour évaluer notre SBM. Cette base est le résultat de la combinaison de deux bases biométriques monomodales : la base FVC2002 d'empreinte digitale et la base UBIRIS_V1 d'iris. Donc, nous prenons aléatoirement une image de la première base et une autre image de la deuxième base pour former un couple (iris et empreinte) qu'on l'affecte à une personne X.

5.1.1. La base d'iris UBIRIS_V1 :

La base de données UBIRIS_V1 est constituée par 1877 images recueillies auprès de 241 personnes au cours de Septembre 2004. Sa principale caractéristique résulte du fait que, en opposition avec les bases de données publiques et libres existants (Casia et Upol), cette base intègre des images à plusieurs facteurs de bruit, ce qui permet l'évaluation de la robustesse des méthodes de reconnaissance de l'iris .

5.1.2. La base d'empreinte digitale

En FVC2002, est une collection d'empreinte digitale issue de quatre différents capteurs. Cette base comporte quatre sous bases de données. Les images d'empreintes digitales de ces sous bases sont recueillies auprès de 100 personnes avec quatre capteurs différents.

5.1.3. La base biométrique multimodale créée

Pour créer une base biométrique multimodale, nous avons combiné deux bases biométriques monomodales : la base d'empreinte digitale FVC2002 et la base d'iris UBIRIS. Donc, chaque couple de modalités biométriques : l'iris et l'empreinte digitale identifie une personne. Alors, nous avons, maintenant, un ensemble de personne de référence pouvant constituer notre BBM. A la base de cette BBM, nous pouvons évaluer notre SBM. En effet, chaque personne qui veut s'identifier via notre SBM doit nous fournir les images de ses deux modalités biométriques qui seront passées par les différentes étapes de notre processus d'identification. A la fin de ce processus, notre SBM génère une décision finale : personne rejetée ou personne acceptée.

5.2. Résultats expérimentaux

Pour évaluer notre SBM, nous avons constitué une BBM. Cette BBM, comme nous l'avons présenté, est constituée par une combinaison de deux bases biométriques monomodales. Pour ce fait, on a choisi la base de FVC2002 pour la modalité de l'empreinte digitale et la base d'UBIRIS_v1 pour les combiner et constituer notre BBM. Donc, pour évaluer nos systèmes biométriques monomodaux avant et après la sélection, nous allons utiliser la base FVC2002 pour l'évaluation de notre système d'identification d'empreinte digitale et la base UBIRIS_v1 pour évaluer notre système d'identification d'iris.

Le module de sélection, que nous avons intégré, a été appliqué juste une seule fois pour sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes de l'iris et celle de l'empreinte digitale. Donc, après avoir sélectionné les primitives des deux modalités, le processus de notre SBM sera constitué par deux phases : la phase de pré-fusion et la phase de fusion. Avant d'évaluer notre SBM, il est nécessaire de prouver l'avantage de l'intégration de cette étape de sélection dans les deux systèmes biométriques et voir l'effet sur leurs performances. Pour ce fait, nous avons évalué les deux systèmes biométriques avant et après la sélection des caractéristiques par notre méthode de sélection basée sur l'AG et la théorie possibiliste.

Dans les tableaux ci-dessous (Tableau 19 et Tableau 20) nous présentons, les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre système d'identification d'iris basé sur la transformée en curvelet (avant et après la phase d'optimisation) sur la base d'UBIRIS_v1 et les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre système d'identification d'empreinte digitale basé sur la transformée en curvelet (avant et après la phase d'optimisation) sur la base FVC2002_DB2. Pour la base FVC2002_DB2 constituée de 100*8 images d'empreinte digitale, nous l'avons subdivisé en deux sous-bases : une sous-base de test constituée de 100*3 images et une autre sous-base d'apprentissage constituée de 100*5 images. Pour la base UBIRIS_v1, nous avons pris les images d'iris de 100 personnes de la base. Pour chaque personne, on a 5 prototypes de l'image de son iris. Donc, nous aurons une base constituée de 100*5 images. Cette base nous l'avons subdivisé en deux sous-bases : une base de test constituée par 100*2 images et une base d'apprentissage constituée de 100*3 images.

Tableau 19. Résultats expérimentaux de l'identification de personne par notre système biométrique de l'iris avant et après la sélection de caractéristiques

%	FAR	FRR	ERR	Taille du vecteur de caractéristiques (réels)
Avant sélection	1.96	1.5	1.73	648
Après sélection	1.36	0.5	0.93	430

Tableau 20. Résultats expérimentaux de l'identification de personne par notre système biométrique d'empreinte digitale sur la base FVC2002_DB2 avant et après la sélection de caractéristiques

%	FAR	FRR	ERR	Taille du vecteur de caractéristiques (réels)
Avant sélection	2.23	1.66	1.94	492
Après sélection	1.72	0.55	1.13	164

D'après les deux tableaux présentés ci-dessus, nous pouvons tirer plusieurs interprétations. La réduction de la taille du vecteur de caractéristiques, d'une modalité en choisissant les primitives les plus pertinentes, a augmenté la performance du système biométrique. Prenons l'exemple du système de l'iris, le nombre de primitives a passé de 648 à 430 après la phase de la sélection et le taux d'erreur ERR a diminué de 0.8 %. Aussi, pour le système d'empreinte digitale, la réduction du nombre de primitives par 33.33 % a donné une réduction du taux d'erreur de 0.81%. A partir de ces deux interprétations, nous pouvons prouver l'utilité et la fiabilité de l'intégration d'un module d'optimisation dans un système biométrique. Ce qui fait, ce module de sélection peut être intégré dans tout système biométrique basé sur d'autres modalités biométriques et peut augmenter leur performance.

Après avoir montré l'efficacité de notre méthode de sélection de caractéristiques, nous passons à présenter les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre SBM. Ce SBM fusionne les primitives sélectionnées par notre méthode de fusion basée sur la théorie de

possibilités pour générer la décision finale (Légitime ou imposteur). Dans le tableau 21, nous présentons les résultats expérimentaux de l'évaluation de notre système biométrique multimodal sur la base constitué de 100 x 8 couples de modalités biométriques (l'empreinte digitale et l'iris). Nous avons subdivisé cette base biométrique multimodale en une base de test constituée de 100x3 couples de modalités biométriques et une base d'apprentissage constituée de 100x5 couples de modalités biométriques.

Tableau 21. Résultats expérimentaux de l'identification de personne par notre système biométrique multimodale vis-à-vis de nos systèmes biométriques monomodaux

%	FAR	FRR	ERR	Taille du vecteur de caractéristiques (réels)
Notre système d'identification par l'iris	*1.36*	*0.50*	*0.93*	*430*
Notre système d'identification par empreinte digitale	*1.72*	*0.55*	*1.13*	*164*
Notre système d'identification par la fusion de l'iris et l'empreinte digitale	***0.27***	***0.33***	***0.30***	***594***

La fusion de deux modalités biométriques, nous a donné de bons résultats au niveau de la réduction des taux d'erreurs. Le taux de fausses acceptations généré par notre système est de 0.27% et le taux de faux rejets et de 0.33%. Ainsi, ce système identifie une personne par un vecteur de caractéristique de taille 594. Ces résultats encourageants prouvent que la méthode de sélection a amélioré encore les performances de ce système en plus de la performance de notre méthode de fusion faite au niveau de caractéristiques.

Après une étude bibliographique des systèmes biométriques multimodaux, nous n'avons pas trouvé des méthodes de fusion d'iris et d'empreinte digitale au niveau caractéristiques. Cependant, il existe des travaux sur la fusion d'iris et d'empreinte digitale au niveau score ou au niveau décision. Ainsi, nous avons donné un aperçu général sur ces travaux dans le premier chapitre ((Abdolahi et *al*., 2013), (Baig et *al*., 2009) et (Nandakumar et *al*., 2006)). Ces travaux ont intégré des extracteurs de caractéristiques proposés par des travaux antérieurs tels que Gabor et les Minuties. Au niveau de l'étape de fusion (Abdolahi et *al*., 2013) a utilisé un système d'interférence flou et des règles flou alors que (Baig et *al*. 2009) a utilisé une simple somme de distances de Hamming générées par le processus d'identification d'iris et celui de reconnaissance d'empreinte logique. Le système de (Abdolahi et *al*., 2013) a généré un taux d'erreur de 1.7%. Aussi, le système de (Nandakumar et *al*., 2006) a fusionné ces deux

modalités au niveau score en se basant sur des mesures de qualités et a généré un taux de faux rejets de 5.2%. Donc, on peut prouver que les taux de performance de notre système sont meilleurs que ceux générés par ces systèmes. En plus nous avons contribué au niveau de la fusion des caractéristiques qui est le niveau le plus riche d'informations et qui peut toujours donner de meilleurs résultats.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre système biométrique multimodal. Dans ce système, nous avons intégré deux nouvelles méthodes : une méthode de sélection et une nouvelle méthode de fusion. La méthode de sélection basée sur la théorie de possibilités a augmenté la performance de nos systèmes munimodaux. Aussi, la méthode de fusion avec de la méthode de sélection a donné un système biométrique performant pouvant identifier une personne d'une manière fiable ce qui a été prouvé par une évaluation sur notre base biométrique multimodale. Nous pouvons conclure ainsi que la fusion au niveau de caractéristique dépend des informations extraites à partir des modalités et leurs niveaux de discrimination d'une personne. Ainsi, la sélection des caractéristiques joue un rôle important à l'augmentation de la performance de la fusion et notamment du système biométrique multimodal.

Conclusion générale

Perspectives

Conclusion Générale

Au cours de cette thèse, nous nous sommes intéressés à étudier profondément la biométrie d'une manière générale et la biométrie multimodale d'une manière plus particulière afin de créer un produit biométrique.

Nous avons cherché à concevoir et développer un système biométrique multimodal intégrant de nouvelles techniques donnant une meilleure performance et surmontant les limitations des systèmes biométriques monomodaux.

Dans une première étape, nous avons présenté la biométrie monomodale, la biométrie multimodale, leurs caractéristiques, leurs limitations, ainsi que des généralités sur la biométrie. Nous nous sommes ensuite focalisés sur les méthodes et outils intégrés dans les différents produits biométriques proposés.

Puis, nous sommes passé à présenter les trois contributions que nous avons réalisé durant cette thèse concernant une nouvelle approche de reconnaissance par l'iris (chapitre3), une nouvelle approche de reconnaissance par empreinte digitale (chapitre 4) et système biométrique multimodal intégrant une nouvelle méthode de fusion de ces deux modalités biométriques (chapitre 5)

La première contribution, présentée dans le chapitre 3, concerne la proposition d'un système de reconnaissance d'iris. Ce système est basé sur une nouvelle méthode de segmentation d'iris et une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques intégrant la transformée en curvelet.

La méthode de segmentation d'iris est une méthode basée sur la le BC Fuzzy C-Means et une nouvelle version des snake. Nous avons validé cette méthode de segmentation sur une base publique d'iris (CASIA). Puis, nous avons validé la méthode d'extraction de caractéristiques sur deux bases d'iris (CASIA version1 et CASIA version 2) et nous l'avons comparé à la méthode d'extraction de caractéristiques proposée par Daugman. Ces travaux ont été publiées dans (Guesmi et *al*., 2012_b) et (Guesmi et *al*., 2012_c)

La deuxième contribution, présentée dans le chapitre 4, est un système d'identification/vérification d'empreinte digitale. Dans ce système nous avons intégré deux nouvelles méthodes. Une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques basée sur la transformée en curvelet bien appropriée à la texture de l'empreinte digitale. Aussi, une nouvelle méthode de comparaison d'empreinte digitale. Cette méthode de comparaison

d'empreinte digitale permet d'analyser les aspects d'incertitude et d'imprécision des caractéristiques extraites à partir des empreintes digitales. Cette méthode de comparaison est basée sur la théorie de possibilités. Pour évaluer la méthode d'extraction de caractéristiques proposée, nous l'avons intégré dans un système d'identification d'empreinte digitale et nous avons prouvé sa performance par des résultats expérimentaux faites sur la base publique FVC2004. Le système d'identification atteint un taux d'identification de 100% pour que la bonne personne apparaisse à la $4^{ème}$ position et un taux moyen de 97,5 % Pour que cette personne apparaisse à la $3^{ème}$ position. Nous avons présenté et publié ce système d'identification dans (Guesmi et *al*., 2012_a). A la base de cette méthode d'extraction de caractéristique et une nouvelle méthode de comparaison, nous avons développé un système de vérification d'empreinte digitale. La méthode de comparaison basée sur la théorie de possibilités permet d'analyser l'incertitude et l'imprécision des primitives générées par notre méthode d'extraction de caractéristiques. Ce système de vérification d'empreinte digitale basé sur la transformée en curvelet et la théorie de possibilités a été évaluée sur la base d'empreinte digitale FVC2002 et nous l'avons comparé avec cinq autres systèmes. Le taux d'erreur de notre système de vérification est 2.09% . Puis, nous avons présenté et publié ce système dans (Guesmi et *al*., 2013)

La troisième contribution, présentée dans le chapitre 5, consiste à la proposition d'une nouvelle méthode de fusion de modalités biométriques que nous l'avons intégré dans le système biométrique multimodal proposé. Cette méthode de fusion est faite au niveau caractéristique et basée sur la théorie de possibilités. Nous avons appliqué cette méthode de fusion sur les caractéristiques issues des extracteurs appliqués sur les deux modalités. Des distributions de possibilités on été estimées à partir des primitives, puis projetées sur ces distributions, pour les combiner par la suite et générer une similarité possibiliste. La contribution des cette méthode de fusion est double. Premièrement, nous avons fusionné des primitives issues d'extracteurs différents que nous pouvons l'exploiter dans des systèmes de reconnaissance de formes. Deuxièmement, c'est une méthode de fusion de différentes modalités biométriques que nous pouvons l'intégrer dans des systèmes biométriques basés sur d'autres modalités que l'iris et l'empreinte digitale.

En plus de la méthode de fusion, nous avons proposé une méthode de sélection des caractéristiques pertinentes en se basant sur la théorie de possibilités et l'algorithme génétique pour diminuer le nombre de caractéristiques représentant deux modalités biométrique en utilisant plusieurs extracteurs.

Pour évaluer le Système Biométrique Multimodal proposé, nous avons besoin d'une Base Biométrique Multimodale. Pour ce fait, nous avons constitué une Base Biométrique Multimodale en combinant des images à partir des deux bases biométriques monomodales (UBIRIS V1 et FVC2002). Des résultats encourageants ont été fournis par notre Système Biométrique Multimodal après son évaluation sur notre Base Biométrique Multimodale.

Perspectives

Les perspectives de cette thèse sont nombreuses. Nous les articulons autour de cinq axes.

1) Concevoir une méthode d'estimation de distributions possibilistes standard pour tout type de caractéristique issues de modalités biométriques : dans notre projet, nous avons proposé une méthode d'estimation de possibilités pour des primitives statistiques. Cependant, les modalités biométriques ne sont pas toujours représentées par des primitives statistiques. Nous pouvons par exemple citer l'exemple des primitives structurelles « les minuties » qu'on peut les utiliser pour représenter les empreintes digitales ou les primitives binaires « Gabor 2D » pour représenter l'iris. Donc, si nous voulons intégrer d'autre extracteurs de caractéristiques pour les combiner avec nos extracteurs ou intégrer d'autres modalités biométriques et les représenter par d'autre types de primitives structurelles, globales ou autres, nous aurons besoin d'autres principes d'estimations de distribution de possibilités. Pour ce fait, il sera très intéressant de concevoir une méthode standard pour estimer les distributions possibilistes pour tout type de primitives. Dans ce cas, nous pouvons facilement intégrer toute autre modalité biométrique, extracteur de caractéristiques pour encore augmenter les taux de performance.
2) Optimisation de caractéristiques par personne : avant de fusionner les caractéristiques issues des extracteurs de l'empreinte digitale et de l'iris, nous avons optimisé le nombre de caractéristiques représentant une personne. Cette optimisation est basée sur une méthode de sélection des plus pertinentes caractéristiques pouvant représenter toutes les personnes d'une base d'apprentissage. Alors que cette base d'apprentissage peut être mise à jour en ajoutant d'autres personnes. Donc les caractéristiques sélectionnées peuvent être non représentables pour les nouvelles personnes. Ce qui fait, il est intéressant de concevoir une méthode d'optimisation pouvant sélectionner les caractéristiques par personne.
3) L'évaluation de notre système biométrique multimodal sur une vraie base multimodale : dans notre cas nous avons constitué une base multimodale par une simple combinaison de deux bases biométriques monomodales.
4) Des scénarios d'impostures sont aussi à étudier. Pour le moment seules les impostures à zèro effort, c'est-à-dire que les imposteurs sont simplement d'autres personnes de la base, sont considérées dans le cas des bases d'iris. Des impostures plus élaborées restent à étudier, comme le cas des images d'iris imprimés, de la pupille dilatée, de l'empreinte falsifié.
5) Finalement, une autre voie que nous souhaitons explorer est celle de l'implémentation de notre SBM sur une carte à puce.

Bibliographie

(Abdolahi et al., 2013) Mohamad Abdolahi, Majid Mohamadi, Mehdi Jafari, Multimodal Biometric system Fusion Using Fingerprint and Iris with Fuzzy Logic, International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE) ISSN: 2231-2307, Volume-2, Issue-6, January 2013, P504-510

(AlMahafzah et al., 2012) Harbi AlMahafzah, Mohammad Imran and H.S. Sheshadri "Multibiometric: Feature level fusion" IJCSI, Vol. 9, Issue 4,No 3, July 2012.

(Appriou, 1999) APPRIOU A. Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence. In *NATO/RTO – Lecture Series 216 on Application of Mathematical Signal Processing Techniques to Mission systems*. 1999.

(Arvacheh et al., 2006) E. M. Arvacheh and H. R. Tizhoosh, "Iris segmentation: Detecting pupil, limbus and eyelids," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Process. , 2006, pp. 2453–2456

(Atrey et al., 2010) P.Atrey, M.Hossain, A.E.Saddik, M.Kankanhalli. Multimodal fusion for multimedia analysis: a survey. Multimedia Systems, 16:345{379, 2010.

(Avila et al., 2005) C.Sanchez-Avila a ,.,R.Sanchez-Reillo , Two different approaches for iris recognition using Gabor .lters and multiscale zero-crossing representation, Pattern Recognition 38 (2005)231 .240

(Baig et al., 2009) Asim Baig, Ahmed Bouridane, Fatih Kurugollu, Gang Qu, Fingerprint – Iris Fusion based Identification System using a Single Hamming Distance Matcher, 2009 Symposium on Bio-inspired Learning and Intelligent Systems for Security, BLISS *2009*, 20-22 August, Edinburgh.

(Basit et al., 2007) A. Basit, , M. Y. Javed, Localization of iris in Gray Scale Images using Intensity Gradient, Optics and Lasers in Engineering, vol. 45,pp. 1107-1114, 2007.

(Basit et al., 2008) A. Basit, M. Y. Javed and S. Masood, Non-circular Pupil Localization in Iris Images, 2008 International Conference on Emerging Technologies IEEE-ICET 2008, Rawalpindi, Pakistan, 18-19 October, 2008

(Bengueddoudj et al., 2013) Abdallah Bengueddoudj, Samir Akrouf, Foudil Belhadj,Derradji Nada, IMPROVING FINGERPRINT MINUTIAE MATCHING USING LOCAL AND GLOBAL STRUCTURES, The 8th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications 2013

(Bhanu et al., 2003) Bhanu, B., & Tan, X. (2003). Fingerprint indexing based on novel features of minutiae triplets. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(5), 616–622.

(Bowyer et al., 2008) K. W. Bowyer, K. Hollingsworth et P. J. Flynn, « Image understanding for iris biometrics: a survey », *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, 2008, p. 281 à 307

(Boer et al., 2001) Boer, J. D., Bazen, A. M., & Gerez, S. H. (2001). Indexing fingerprint database based on multiple features. In Proceedings of the ProRISC, 12th annual workshop on circuits, systems and signal processing.

(Bigun et al., 1997) E. Bigun, J. Bigun, B. Duc, and S. Fischer, “Expert conciliation for multimodal person authentication systems using Bayesian Statistics,” in First International Conference on AVBPA, (Crans-Montana, Switzerland), pp. 291–300,March 1997.

(Brunelli et al., 1995) R. Brunelli and D. Falavigna, “Person identification using multiple cues,” IEEE Transactions on PAMI, vol. 12, pp. 955–966, Oct 1995.

(Boles et al., 1998) Boles, W.W. , Boashash, B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform, IEEE Transaction on signal processing, Avril 1998, Volume:46 Issue:4

(Chang et al., 2005) K. Chang, K. Bowyer, and P. Flynn. “An Evaluation of Multimodal 2D+3D Face Biometrics”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 4, pp. 619–624, 2005.

(Chang et al., 2009) Chien-Ping Chang, Jen-Chun Lee, Yu Sua, Ping S. Huang, Te-Ming Tu, Using empirical mode decomposition for iris recognition, Computer Standards & Interfaces 31 (2009) 729–739

(Chen et al., 2005) Chen, S. C. Dass, and A. K. Jain. Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance. In Fifth AVBPA, pages 160–170, Rye Brook, July 2005.

(Chen et al., 2006) Y. Chen, S. C. Dass, and A. K. Jain. Localized Iris Image Quality Using 2-D Wavelets. In Intl. Conf. on Biometrics (ICB), Hong Kong, January 2006

(Chen et al., 2012) Ching-Kun Chen,Chun-Liang Lin,Cheng-Tang Chiang, Shyan-Lung Lin, Personalized information encryption using ECG signals with chaotic functions, Information Sciences Volume 193, 15 June 2012, Pages 125–140

(Chenhong et al., 2008) Lu Chenhong ,Lu Zhaoyang, Local feature extraction for iris recognition with automatic scale selection, 2008 Image and Vision Computing 26 (2008)935 .940

(Chikkerur et al., 2005) S. Chikkerur and V. Govindaraju, "Fingerprint Image Enhancement using STFT Analysis", International Workshop on Pattern Recognition for Crime Prevention, Security and Surveillance, ICAPR 2005

(Daugman, 1993) Daugman, J., "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 (11), pp 1148-1161 (1993)

(Daugman, 1994) John Daugman. Biometric personal identification system based on iris analysis. U.S. Patent No. 5,291,560, March 1994

(Daugman, 2001) J. Daugman, Statistical Richness of Visual Phase Information: Update on Recognizing Persons by Iris Patterns, Int’l J. Computer Vision, vol. 45, no. 1, pp. 25-38, 2001.

(Daugman, 2006) Daugman: Probing the Uniqueness and Randomness of IrisCodes: Results From 200 Billion Iris Pair Comparisons, November 2006 | Proceedings of the IEEE

(Daugman, 2007) John Daugman ,New Methods in Iris Recognition, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, part B: Cybernetics, vol. 37, NO. 5, October 2007

(Dutat, 2000) DUTAT M. *Caractérisation de la langue parlé par modèles de séquences d'événements acoustiques*. Thèse de 3ème cycle présentée devant l'École Supérieure de Télécommunications. 2000.

(Denoeux, 2001) DENOEUX T. et ZOUHAL L.M. Handling possibilistic labels in pattern classification using evidential reasoning. Dans *Fuzzy Sets and Systems*, volume 122(3), pages 409-424. 2001.

(Denoeux, 2002) DENOEUX T. Pattern Recognition using belief function. Dans *Actes du IXème Congrès de la Société Francophone de Classification (SFC'2002)*. Toulouse, France, 2002.

(Dieckmann et al., 1997) U. Dieckmann, P. Plankensteiner, and T. Wagner, "Sesam: A biometric person identification system using sensor fusion," Pattern Recognition Letters, vol. 18, no. 9, pp. 827–833, 1997.

(Dobes et al., 2004) M.Dobes ,L.Machala ,P.Tichavsky ,J.Pospý ´s ¡il 4,Human eye iris recognition using the mutual information, International Journal for Light and Electron Optics Optik 115,No.9 (2004)399 –404

(Dubois et al., 1980) D. Dubois and H. Prade, Fuzzy sets and systems: theory and applications. New York: Academic Press, 1980.

(Dubois, 1985) D. Dubois et H. Prade, Thèorie des possibilités, Masson, Paris, 1985

(Dubois et al., 1986) Dubois D., et PRADE H. A set-theoretic view of belief functions. Logical operations and approximations by fuzzy sets. Dans *Int. J. General Systems*, vol. 12, pp. 193-226. Gordon and Breach, Science Publishers, Inc. Royaume-Uni, 1986.

(Dubois et al., 1988) D. Dubois and H. Prade. Representation and combinaison of uncertainty with belief func-tions and possibility measures. Computational Intelligence, 4 :244–264, 1988

(Dubois et al, 1993) Dubois D., Prade H. et SANDRI S. On possibility-probability transformations. Dans *Fuzzy Logic*, Lowen R. and Roubens M., Kluwer Academic, pages 103-112. Dordrecht, Hollande, 1993.

(Dubois et al., 1994) Dubois D. et Prade H. Possibility theory and data fusion in poorly informed environments. Dans *Control Engineering Practice*, volume 2(5), pages 811-823. 1994.

(Dubois et al., 1995) Dubois D. et Prade H. La fusion d'informations imprécises. Dans *Traitement du signal*, 11(6): 447-458. 1995.

(Duin et al., 2000) R. P. W. Duin and D. M. J. Tax, "Experiments with classifier combining rules," in Proc. of 1st Workshop on Multiple Classifier Systems, vol. LNCS 1857, (Cagliari, Italy), pp. 16–29, Springer, Jun 2000.

(Emmanuel, 1998) Candes Emmanuel, "Ridgelets: theory and applications," Ph.D. thesis, Department of Statitics, Stanford University, 1998.

(Emmanuel et al., 1999) Candès Emmanuel and D. L. Donoho, "Curvelets—A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges," in Curve and Surface Fitting: Saint-Malo 1999,A. Cohen, C. Rabut, and L. L. Schumaker, Vanderbilt University Press, 1999.

(Emmanuel et al., 2002) E. J. Candes and D. L. Donoho, New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with smooth singularities,_ Tech. Rep., Stanford University,2002.

(Emmanuel et al., 2006) Candès Emmanuel, Demanet. Laurent and Donoho.David, “Fast Discrete Curvelet Transforms”. Multiscale Modeling and Simulation, 5 (3). pp. 861-899,2006.

(Ferri et al., 1994) F. Ferri, P. Pudil, M. Hatef et J. Kittler, Comparative Study of Techniques for Large Scale Feature Selection,Pattern Recognition in Practice IV, p. 403-413, 1994.

(Fodor, 2002) I. K. Fodor, A survey of dimension reduction techniques, LLNL technical report, June 2002.

(Freund et al., 1996) Y. Freund and R. E. Schapire. Experiments with a new boosting algorithm. In Machine Learning: Proceedings of the Thirteenth International Conference, Morgan Kaufman, San Francisco, pp. 148-156, 1996.

(Friedman et al., 1998) J. Friedman, T. Hastie, and R. Tibshirani. Additive Logistic Regression: A Statistical View of Boosting. Dept. of Statistics, Stanford University, Technical Report, 1998.

(Frischholz et al., 2000) R. W. Frischholz and U. Dieckmann, “Bioid: A multimodal biometric identification system,” IEEE Computer, vol. 33, no. 2, pp. 64–68, 2000.

(Fu et al., 1967) K. S. Fu, and Y.T. Chien, "Sequential recognition using a nonparametric ranking procedure," IEEE Trans. Information Theory, Vol. IT-13, no. 3, pp. 484-92, Jul. 1967

(Ganeshan et al., 2006) Balaji Ganeshan, Dhananjay Theckedath, Rupert Young,Chris Chatwin, Biometric iris recognition system using a fast and robust iris localization and alignment procedure, Optics and Lasers in Engineering 44 (2006)1 .24

(George et al., 2008) Aloysius George, Bizarre Approaches For Multimodal Biometrics, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.8 No.7, July 2008

(Guttman, 1984) Guttman, A. (1984) R-trees: A dynamic index structure for spatial searching. In Proceedings of the ACM SIGMOD international conference on management of data (pp. 47–57).

(Guesmi et al., 2013) Hanene Guesmi, Hanène Trichili, M.Adel Alimi, Basel Solaiman, "Fingerprint verification system based on curvelet transform and possibility theory”, Multimedia Tools and Applications, Dec 2013

(Guesmi et al., 2012_a) Hanene Guesmi, Hanene Trichili, Adel M. Alimi,Basel Solaiman, C urvelet Transform-Based Features Extraction For Fingerprint Identification , 7th IEEE International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG 2012), Darmstadt, Germany. Sept 06-07, 2012

(Guesmi et al., 2012_b) Hanene Guesmi, Hanène Trichili, M.Adel Alimi, Basel Solaiman, " Iris Verification System Based on Curvelet Transform", In proc. Of 11th IEEE International Conference on COGNITIVE INFORMATICS & COGNITIVE COMPUTING (ICCI*CC’12), Kyoto, August 22-24, 2012, Japan

(Guesmi et al., 2012_c) Hanene Guesmi, Hanène Trichili, M.Adel Alimi, Basel Solaiman, "Novel iris segmentation method", In proc. of the The 3rd IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS'12) May 10-12, 2012, Tangier, Morocco

(Haniched et al., 2007) Ahlem Haniched, Nabil Khenfer, Un Système Efficace D'identification Des Personnes Par Iris, 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP '2007

(Ho et al., 1994) T. K. Ho, J. J. Hull, and S. N. Srihari, "Decision combination in multiple classifier systems," IEEE Trans. On Patt. Anal. andMach. Intel., vol. 16, pp. 66–75, January 1994.

(Holland, 1975) J. Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems. Univ. of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.

(Holland et al., 2013) C. Holland, and O. V. Komogortsev, Complex Eye Movement Pattern Biometrics: Analyzing Fixations and Saccades, In Proceedings of the IEEE/IARP International Conference on Biometrics (ICB), 2013, pp. 1-8.

(Hong et al., 1998) L. Hong and A. K. Jain, "Integrating faces and finger prints for personal identification," IEEE Transactions on PAMI, vol. 20, pp. 1295–1307, Dec 1998.

(Hong et *al*., 1999) L. Hong, A. Jain, S. Pankanti, « Can Multibiometrics Improve Performance ? », Proceedings AutoID'99, Summit, NJ, p.59-64, Oct 1999.

(Huang et al., 2006) C.L.Huang et C.J.Wang, A GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machine. J. Expert systems with application. 31, p. 231-240, 2006.

(Indovina et al., 2003) M. Indovina,U. Uludag, R. Snelick, A.Mink, and A. K. Jain, "Multimodal biometric authenticationmethods: A COTS approach," in Proc. of Workshop on Multimodal User Authentication, (Santa Barbara, CA), pp. 99–106, Dec 2003.

(Ito et al., 2004) K. Ito, H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki, and T. Higuchi, "AFingerprint Matching Algorithm Using Phase-Only Correlation, IEICE Trans. Fundamentals, vol. 87-A, no. 3, pp. 682-691, Mar. 2004.

(Jain et al., 1997) Ani1 Jain and Lin Hong, On-Line Fingerprint Verification, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 19, NO. 4, APRIL 1997

(Jain et al., 1999) A. K. Jain, S. Prabhakar, and S. Chen, "Combining multiple matchers for a high security fingerprint verification system," Pattern Recognition Letters, vol. 20, pp. 1371–1379, 1999.

(Jain et al., 1999_a) Anil K. Jain, Salil Prabhakar, Lin Hong, "*A Multichannel Approach to Fingerprint Classification*", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 4, pp. 349 – 359, 1999.

(Jain et al., 2000) Anil K. Jain , Salil Prabhakar, Lin Hong, and Sharath Pankanti, Filterbank-Based Fingerprint Matching, IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 9, NO. 5, MAY 2000

(Jain et al., 2002) A. K. Jain and A. Ross, “Learning user-specific parameters in a multibiometric system,” in Proc. of the International Conference on Image Processing (ICIP), (Rochester, USA), pp. 57–60, Sep 2002.

(Jain et al., 2003) A. K. Jain and A. Ross, "Multibiometric Systems," Interagency Information Exchange on Biometrics, 2003. 33

(Jain et al., 2005) A. Jain, K. Nandakumara, and A. Ross, "Score normalization in multimodal biometric systems," Pattern Recognition, Vol. 38, pp. 2270-85, 2005

(Jang et al., 2008) Young Kyoon Jang,Byung Jun Kang,Kang Ryoung ParkA Study on Eyelid Localization Considering Image Focus for Iris Recognition , Pattern Recognition Letters (2008)

(Jeon et al., 1999) Jeon B. et LANDGREBE D.Decision Fusion Approach for Multitemporal Classification, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.37, No.3, 1227-1233.Mai1999.

(Jin et al., 2004) Andrew Teoh Beng Jin , David Ngo Chek Ling, Ong Thian Song, An efficient fingerprint verification system using integrated wavelet and Fourier–Mellin invariant transform, Image and Vision Computing 22 (2004) 503–513

(Kang, 2006) Kang, B., Park, K., 2006. A study on fast iris restoration based on focus checking. In: LNCS (AMDO 2006), vol. 4069, pp. 19–28

(Kasprowski et al., 2004) P. Kasprowski and J. Ober, "Eye Movements in Biometrics," in European Conference on Computer Vision (ECCV) , Prague, Czech Republic, 2004, pp. 248-258.

(Khana et al. 2008) Muhammad Khurram Khana et Jiashu Zhang, Multimodal face and fingerprint biometrics authentication on space-limited tokens, Neurocomputing 71 (2008) 3026–3031

(Kira et al., 1992) K. Kira and L. A. Rendell. A practical approach to feature selection. In Proc.of the 9th Int. Workshop on Machine Learning, ML '92, pages 249{256, San Francisco, CA, USA, 1992. Morgan Kaufmann Publishers Inc.

(Kittler et *al*., 1998) J. Kittler, M. Hatef, R. Duin, J. Matas, « On Combining Classifiers », IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, n°3, p. 226-239, 1998.

(Kohavi et al., 1997) R. Kohavi, H.J. George, Wrappers for feature subset selection ,Artificial Intelligence, Volume 97, Issues 1-2, p. 273-324, December 1997.

(Kumar et al., 2003) A. Kumar, D. C. M. Wong, H. C. Shen, and A. K. Jain. Personal Varification Using Palmprint and Hand Geometric Biometric. In Proceedings of Fourth International Conference on Audio and Video- Based Biometric Person Authentication (AVBPA), pages 669-678, Guiledford, U.K., June 2003.

(Kuncheva et al., 2001) L. I. Kuncheva, J.C. Bezdek, and R. Duin, "Decision templates for multiple classifier fusion: An experimental comparison," Pattern Recognition, Vol. 34, pp. 299-314, 2001.

(Kyaw, 2009) Khin Sint Sint Kyaw, 'Iris Recognition System using statistical features for Biometric Identification', Proceedings of International Conference on Electronic Computer Technology, 2009, pp.554-556

(Lam et al., 1995) L. Lam and C. Y. Suen, “Optimal combination of pattern classifiers,” Pattern Recognition Letters, vol. 16, no. 9, pp. 945–954, 1995.

(Le-qing et al., 2010) Zhu Le-qing et Zhang San-yuan, Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palm print, Pattern Recognition Letters 2010

(Li et al., 2007) Bing Li and Scott T. Acton, "Active contour external force using vector field convolution for image segmentation,Image Processing, IEEE Trans. on, vol. 16, pp. 2096-2106, 2007.

(Li et al., 2008) Bing Li and Scott T. Acton, Automatic Active Model Initialization via Poisson Inverse Gradient, Image Processing, IEEE Trans. on, vol. 17, pp. 1406-1420, 2008.

(Liu et al., 2007) Liu, M., Jiang, X., & Kot, A. C. (2007). Efficient fingerprint search based on database clustering. Pattern Recognition, 40(6), 1793–1803

(Lu et al., 2003) X. Lu, Y. Wang, and A. K. Jain, “Combining classifiers for face recognition,” in Proc. IEEE Int’l Conf. on Multimedia and Expo (ICME), vol. 3, (Baltimore,MD),pp. 13–16, Jul 2003.

(Lumini et al., 2008) Alessandra Lumini, Loris Nanni, Advanced methods for two-class pattern recognition problem formulation for minutiae-based fingerprint verification, Pattern Recognition Letters 29 (2008)142 .148

(Ly et al., 2004) Van-Bao Ly, R. Blouet, S. Renouard, S. Garcia-Salicetti, B. Dorizzi, G. Chollet, Vérification de l’Identité par Les Données Biométriques, Intl. Conf. RIVF’04, February 2-5, Hanoi, Vietnam

(Lyengar et al., 1995) S. Lyengar, L. Prasad, and H. Min. Advances in Distributed Sensor Technology.1995.

(Ma et al., 2004) Li Ma, Tieniu Tan,Yunhong Wang,Dexin Zhang, Local intensity variation analysis for iris recognition, Pattern Recognition 37 (2004)1287 –1298

(Majumdar et al., 2006) Majumdar, A.: Bangla basic character recognition using digital Curvelet transform. J. Pattern Recogn. Res. 2(1), 17–26 (2006)

(Mandal et al., 2008) Tanaya Mandal, Q.M.J.Wu. “Face Recognition using Curvelet Based PCA”. In: ICPR, 2008.

(Marana et al., 2005) Aparecido Nilceu Marana and Anil K. Jain,Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform, 18th IEEE Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 2005. SIBGRAPI 2005. Pages 112-119

(Maio et al., 2005) Dario Maio, Loris Nanni, An efficient fingerprint verification system using integrated gabor filters and Parzen Window Classifier, Neurocomputing 68 (2005)208 .216

(Meunier, 1995) BOUCHON-MEUNIER B. Théorie des possibilités et variables linguistiques. Dans *La logique floue et ses applications.* Addison-Wesley. Paris, 1995.

(Miyazawa et al., 2008) Kazuyuki Miyazawa, Koichi Ito, Takafumi Aoki, Koji Kobayashi and Hiroshi Nakajima, An Effective Approach for Iris Recognition Using Phase-Based Image Matching, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 10, October 2008

(Mohamed et al., 2002) Mohamed N. Ahmed, Sameh M. Yamany, Nevin Mohamed, Aly A. Farag and Thomas Moriarty, A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for Bias Field Estimation and Segmentation of MRI Data, IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 21, NO. 3, MARCH 2002

(Moon et al., 2004) Y. Moon, H. Yeung, K. Chan, and S. Chan. "Template synthesis and image mosaicking for fingerprint registration : An experimental study". In : Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. 409–412, 2004.

(Nabti et al., 2008) Makram Nabti ,Ahmed Bouridane, An effective and fast iris recognition system based on a combined multiscale feature extraction technique , Pattern Recognition 41 (2008)868 .879

(Nanni et al., 2006) Nanni, L., & Lumini, A. (2006). Two-class fingerprint matcher. Pattern Recognition, 39(4), 714–716.

(Nanni et al., 2007) Nanni, L., & Lumini, A. (2007). A hybrid wavelet-based fingerprint matcher. Pattern Recognition, 4011, 3146–3151.

(Nandakumar et al., 2006) K. Nandakumar, Y. Chen, A.K. Jain, and S. Dass, "Quality-Based Score Level Fusion in Multibiometric Systems," Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition, pp. 473-476, Aug. 2006

(Nandakumar et al., 2008) Karthik Nandakumar, Yi Chen, Sarat C. Dass, and Nil K. Jain. Likelihood ratio-based biometric score fusion. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach.Intell., 30(2) :342-347, 2008.

(Park et al., 2008) Unsang Park, Sharath Pankanti, A. K. Jain, Fingerprint Verification Using SIFT Features, SPIE Defense and Security Symposium, Orlando, Florida, 2008

(Poh et al., 2010) N. Poh and J. Kittler. Multimodal Information Fusion: Theory and Applications for Human-Computer Interaction, chapter 8, pages 153{169. Academic Press, 2010.

(Poursaberi et al., 2007) A. Poursaberi and B. N. Araabi, Iris Recognition for Partially Occluded Images: Methodology and Sensitivity Analysis, Hindawi Publishing Corporation EURASIP Journal on Advances in Signal Processing Volume 2007, Article ID 36751, 12 pages

(Radon, 1986) Radon, J.; Parks, P.C. (translator) (1986), "On the determination of functions from their integral values along certain manifolds", IEEE Transactions on Medical Imaging 5 (4): 170–176,

(Rahman et al., 1998) Rahman A. et FAIRHURST M. A novel confidence-based framework for multiple expert decision fusion. Proceedings of the conference BMVC'98, University of Southampton. Royaume-Uni, 1998.

(Rajanna et al., 2010) U. Rajanna, A. Erol, and G. Bebis, "A comparative study on feature extraction for fingerprint classification and performance improvements using rank-level fusion," in Proc. Pattern Analysis Application, pp. 263-72, 2010.

(Randy et al., 2007) Randy P. Broussard, Lauren R. Kennell, David L. Soldan, and Robert W. Ives, Using Artificial Neural Networks and Feature Saliency Techniques for Improved Iris Segmentation, Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Orlando, Florida, USA, August 12-17, 2007

(Rao, 1990) A.R. Rao, A Taxonomy for Texture Description and Identification, New York: Springer-Verlag, 1990

(Raymer et al., 2000) M.L. Raymer, W.F. Punch, E.D. Goodman, L.A. Kuhn et L.C Jain, *Dimensionality reduction using genetic algorithms*, IEEE Trans. On Evolutionary Computation, vol.4, p.164-,2000

(Ross et al., 2003) Ross, A., Jain, A., & Reismanb, J. (2003). A hybrid fingerprint matcher. Pattern Recognition, 36, 1661–1673.

(Ross et *al*., 2006) Arun A. Ross, Karthik Nandakumar, and Anil K. Jain. Handbook of Multibiometrics. Springer, 2006.

(Rossant et al., 2005) Rossant, F. Eslava, M.T. ; Thomas, E.A. ; Amiel, F. ; Amara, A.Iris identification and robustness evaluation of a wavelet packets based algorithm, IEEE International Conference on Image Processing, Page(s):III - 257-60 , 11-14 Sept. 2005

(Roy et al., 2008) Kaushik Roy and Prabir Bhattacharya, Optimal Features Subset Selection and Classification for Iris Recognition, Hindawi Publishing Corporation EURASIP Journal on Image and Video Processing, Volume 2008, Article ID 743103, 20 pages

(Salicetti et al., 2003) S. Garcia-Salicetti, C. Beumier, G. Chollet, B. Dorizzi, J. Leroux-Les Jardins, J. Lunter, Y. Ni, D. Petrovska-Delacretaz, "BIOMET:a Multimodal Person Authentication Database Including Face,Voice, Fingerprint, Hand and Signature Modalities", 4th International Conference on Audio and Vidio-Based Biometric Person Authentication, 2003.

(Sasikala et al., 2001) Sasikala K. R. et Petrou M. Generalisedfuzzy aggregation in estimating the risk of desertification of a burned forest. Dans Fuzzy Sets and Systems, 118(1):121-137. 2001.

(Semler et al., 2006) Semler, L., & Dettori, L. A Comparison of Wavelet-Based and Ridgelet-Based Texture Classification of Tissues in Computed Tomography. Proceedings of International Conference on Computer Vision Theory and Applications, (2006).

(Si et al., 2012) Yulin Si, Jiangyuan Mei, and Huijun Gao, ”Novel Approaches to Improve Robustness, Accuracy and Rapidity of Iris Recognition Systems,” IEEE Transaction on Industrial Informatics, Vol: 8, No: 1, Feb 2012.

(Siedlecki et al., 1989) W. Siedlecki et J. Sklanky, A note on genetic algorithms for large-scale feature selection. Pattern Recognition letters, 10, p. 335-347, 1989.

(Smets, 1990) SMETS P. Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. Dans Uncertainty in Artificial Intelligence 5, Elsevier Science North-Holland, pages 29-39. 1990.

(Snelick et al., 2005) R. Snelick, U. Uludag, A. Mink, M. Indovina, and A. Jain, "Large-scale evaluation of multimodal biometric authentication using state-of-the-art systems," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, no. 3, pp. 450-5, Mar. 2005.

(Solaiman et al., 1999) Solaiman B., PIERCE L.E. et ULABY F.T.Multisensor data fusion using fuzzy concepts: Application to land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites. IEEE Trans. Geo. Rem. Sen. 37(3) : 1316-1326. 1999.

(Soliman et al. 2012) Hassan Soliman, Abdelnasser Saber Mohamed, Ahmed Atwan, "Feature Level Fusion of Palm Veins and Signature Biometrics" International Journal of Video & Image Processing and Network Security IJVIPNS-IJENS Vol: 12 No: 01 28, Feb 2012

(Somol et al., 2006) P. Somol, J. Novovicová et P. Pudil, Flexible-Hybrid Sequential Floating Search in Statistical Feature Selection. SSPR/SPR, p. 632-639, 2006.

(Sumana et al., 2008) Sumana, I.J., Islam, M.M., Zhang, D., Lu, G.: Content based image retrieval using Curvelet transform. In: Proceedings of IEEE International workshop on multimedia signal processing, MMSP08, pp. 11–16 (2008)

(Takita et al., 2003) K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi, "High-Accuracy Subpixel Image Registration Based on Phase-Only Correlation," IEICE Trans. Fundamentals, vol. E86-A, no. 8, pp. 1925-1934, Aug. 2003.

(Tan et al., 2005) Xuejun Tan, Bir Bhanu, Yingqiang Lin,"*Fingerprint Classification based on learned feature*",IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, Vol 35, No. 3,pp. 287 – 300, 2005.13.

(Tang, 2012) Ting Tang, Fingerprint Recognition Using Wavelet Domain Features, 8th International Conference on Natural Computation (ICNC 2012), Chongqing, Sichuan, China,29 May - 31 May 2012

(Tax et al., 2000) D.M. J. Tax,M. V. Breukelen, R. P.W. Duin, and J. Kittler, "Combining multiple classifiers by averaging or by multiplying?," Pattern Recognition, vol. 33, pp. 1475–1485, Sep 2000.

(Tisse et al., 2003) C. Tisse, L. Martin, L. Torres, and M. Robert, Person Identification Technique Using Human Iris Recognition, Journal of System Research, 4, (2003)

(Toh et al., 2004) K. A. Toh, and W.Y. Yau, "Combination of hyperbolic functions for multimodal biometrics data fusion," IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, Vol. 34, no. 2, pp. 1196-209, Apr. 2004

(Tong et al., 2007) WANG Tong et HE Pi-Lian A Hidden Markov Model For Iris Recognition Method, 2007 IEEE International Conference on Control and Automation Guangzhou, CHINA - May 30 to June 1, 2007

(Tsai et al., 2012) Chung-Chih Tsai, Heng-Yi Lin, Jinshiuh Taur, and Chin-Wang Tao, Iris Recognition Using Possibilistic Fuzzy Matching on Local Features, IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART B: CYBERNETICS, VOL. 42, NO. 1, FEBRUARY 2012

(Umamaheswaril et al., 2007) K.Umamaheswaril, S. Sumathil, S.N. Sivanandaml and K.K.N. Anburajan' Efficient Finger Print Image Classifi'cation and Recognition using Neural Network Data Mining, IEEE - ICSCN 2007 Feb. 22-24, 2007. pp.426-432.

(Verlinde et al., 1999) P. Verlinde and G. Cholet, “Comparing decision fusion paradigms using k-NN based classifiers, decision trees and logistic regression in a multi-modal identity verification application,” in Proc. of 2nd Int’l Conf. on Audio- and Video-based Person Authentication, (Wash-ington D.C., USA), pp. 188–193,March 1999.

(Wildes et *al*., 1996) R. Wildes, J. Asmuth, S. Hsu, R. Kolczynski, J. Matey, and S. Mcbride, Automated, Noninvasive Iris Recognition System and Method, United States Patent, no. 5572596, 1996

(Woo et al., 2006) Nayoung Woo and Hakil Kim. Multiple-biometric fusion methods using support vector machine and kernel sher discrimant. In 6th International Conference on Recent Advances in Soft Computing (RASC 2006), pages 428-433, 2006.

(Wu et al., 2004) Y. Wu, E. Y. Chang, K. C.-C. Chang, and J. R. Smith. Optimal multimodal fusion for multimedia data analysis. In Proc. of the 12th ACM Multimedia, pages 572{579, New York, NY, USA, 2004. ACM.

(Xu et al., 1992) L. Xu, A. Krzyzak, and C. Suen, “Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition,” IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 22, no. 3, pp. 418–435, 1992.

(Yacoub et al., 1999) S. Ben-Yacoub, Y. Abdeljaoued, and E. Mayoraz, “Fusion of face and speech data for person identity verification,” IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 10, pp. 1065–1074, 1999.

(Yager, 1982) R.R. Yager, Levels sets for membership evaluation of fuzzy subsets, in : Fuzzy sets and possibility theory : recent developments”.ed : R.R. Yager, Pergamon Press, Oxford pp 90-97, 1982

(Yang et al., 2008) Ju Cheng Yang, Dong Sun Park, A fingerprint verification algorithm using tessellated invariant moment features, Neurocomputing 71 (2008) 1939–1946

(Yu et al., 2007) Li Yu a ,David Zhang b ,Kuanquan Wang, The relative distance of key point based iris recognition, Pattern Recognition 40 (2007)423 .430

(Zadeh, 1965) L.A. Zadeh fuzzy sets. Information and Control, 8(3):338-353, 1965

(Zadeh, 1978) L.A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. Fuzzy Sets and Systems, 1 :3–28,1978.

(Zahzah, 1992) ZAHZAH E. Contribution à la Représentation des connaissances et à leur utilisation pour l'Interprétation Automatique des Images Satellite, Thèse de 3ème cycle présentée devant l'Université Paul Sabatier. Toulouse, 1992.

(Zanuy et al, 2005) M. Faundez-Zanuy, "Data fusion in biometrics," IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, vol. 20, pp. 34-38, 2005.

(Zhaofeng et al., 2008) Zhaofeng He, Tieniu Tan, Zhenan Sun and Xianchao Qiu, Robust Eyelid, Eyelash and Shadow Localization for Iris Recognition, IEEE, 2008

(Zhongliang et al., 2008) Zhongliang Luo, Tusheng Lin, Detection of Non-iris Region in the Iris Recognition, 2008 International Symposium on Computer Science and Computational Technology

(Zuev et al., 1996) Y. Zuev and S. Ivanon, "The voting as a way to increase the decision reliability," in Foundations of Information/ Decision Fusion with Applications to Engineering Problems, (Washington D.C., USA), pp. 206–210,August 1996.

(i1) http://en.wikipedia.org/wiki/Sir_William_Herschel,_2nd_Baronet

(i2) http://en.wikipedia.org/wiki/Francis_Galton

(i3) http://www.crimescene-forensics.com/History_of_Fingerprints.html

(i4) http://en.wikipedia.org/wiki/Iris_recognition

(i5) http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4

(i6) http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/databases.asp

(i7) http://iris.di.ubi.pt/index_arquivos/Page374.html

Résumé

Cette thèse contribue essentiellement à la résolution des problèmes liés à l'analyse des données biométriques issues de l'iris, de l'empreinte digitale et de la fusion de ces deux modalités pour l'identification de personne. Ainsi, après l'évaluation des trois systèmes biométriques proposés, nous avons prouvé que le système biométrique multimodal basé sur l'iris et l'empreinte digitale est plus performant que les deux systèmes biométriques monomodaux basés que se soit sur l'iris ou sur l'empreinte digitale.

Mots-clés : Système biométrique multimodal, Iris, Empreinte digitale, Fusion, Identification de personne

Abstract

This thesis contributes to the resolution of the problems which are related to the analysis of the biometric data outcome from the iris, the fingerprint and the fusion of these two modalities, for person identification. Thus, after the evaluation of those proposed biometric systems, we have shown that the multimodal biometric system based on iris and fingerprint outperforms both monomodal biometric systems based whatsoever on the iris or on the fingerprint.

Keywords : Multimodal biometric system, Iris, Fingerprint, Fusion, Person identification

TELECOM Bretagne

n° d'ordre : 2014telb0314

Télécom Bretagne

Technopôle Brest-Iroise - CS 83818 - 29238 Brest Cedex 3

Tél : + 33(0) 29 00 11 11 - Fax : + 33(0) 29 00 10 00