



THÈSE

En vue de l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences

Présenté par : M. Ghalem kamel ghanem

Intitulé

Authentification et identification de personnes par fusion d'information provenant des images de l'iris de l'œil droit et de l'œil gauche

Faculté : Génie électrique
Département : Électronique
Spécialité : Électronique
Option : Traitement d'image

Devant le Jury Composé de :

<i>Membres de Jury</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Domiciliation</i>
<i>ALI PACHA Adda</i>	<i>Professeur</i>	<i>Président</i>	<i>USTO-MB</i>
<i>HENDEL Fatiha</i>	<i>Professeur</i>	<i>Encadrant</i>	<i>USTO-MB</i>
<i>LOUKIL Abdelhamid</i>	<i>Professeur</i>		<i>USTO-MB</i>
<i>MERAH Mustapha</i>	<i>MCA</i>		<i>UMAB-Mostaganem</i>
<i>BENOUDNINE Hadjira</i>	<i>MCA</i>	<i>Examineurs</i>	<i>UMAB-Mostaganem</i>
<i>ZIGH Ehlem</i>	<i>MCA</i>		<i>INTTIC-Oran</i>
-	-	<i>Invité(e)</i>	-

Année Universitaire : 2017-2018

Je dédie cette thèse à ma famille et à mes amis.

Kamel

Remerciements

Mes sincères remerciements à mon encadreur, Mme F. Hendel, pour sa patience, son suivi, son encouragement, sa confiance et la rigueur de ses conseils qui m'ont motivé pour élaborer ce travail.

Je remercie Monsieur M. F. Belbachir pour m'avoir accueilli dans son laboratoire de recherche.

Je tiens à exprimer tous mes remerciements à Monsieur Ali Pacha qui me fait l'honneur de présider le jury de ma thèse.

Je remercie également Messieurs A. Loukil et M. Merah, Mes dames H. Benoudnine et A. Zigh qui me font l'honneur de participer à ce jury.

Enfin, à tous mes amis, merci pour leur soutien.

Résumé

La reconnaissance des personnes par l'iris est considérée comme la technique biométrique la plus fiable. Cette fiabilité est due à la nature physiologique de l'iris. Il est le seul organe interne humain visible de l'extérieur, il est stable durant toute la vie d'une personne, est caractérisé par une texture unique qui comporte une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives et les plus riches du corps humain. Actuellement, la reconnaissance par l'iris est un sujet de recherche très prometteur et reste à optimiser. Dans ce contexte, nous proposons deux systèmes : l'un est pour la vérification et l'autre pour l'identification des personnes qui traitent les deux iris pour obtenir une meilleure performance.

Dans l'élaboration d'un système de vérification des personnes par les deux iris, la première problématique réside dans la segmentation de l'iris afin d'extraire l'information pertinente de la texture de l'iris. La deuxième problématique qui se pose est comment fusionner les deux iris pour garantir une meilleure performance ? Tandis que pour l'identification, la problématique se situe dans la classification des iris code dont la taille est importante.

Quant à la résolution de la première problématique, nous avons proposé deux contributions au niveau de la segmentation. La première contribution consiste à délimiter la partie basse et haute de la pupille par deux segments de droite, en utilisant la transformée de Hough linéaire et la deuxième consiste à n'extraire que la moitié interne du disque de l'iris par la transformée de Hough circulaire, car elle est la partie qui contient le plus d'informations discriminantes et qui est la moins affectée par le bruit (paupières, cils).

Quant à la deuxième problématique, la fusion des deux iris est effectuée au niveau de scores par la théorie de Dempster Shafer, apportant au système un degré de confiance, garantissant une meilleure performance.

Pour l'identification, le problème de classification des iris code dont la taille est importante est résolu par l'utilisation des machines à vecteurs de support multi-classes, adoptant l'approche un contre un afin d'avoir une bonne identification des personnes par les deux iris.

Mots clés : Biométrie, reconnaissance, deux iris, théorie de Dempster Shafer, machines à vecteurs de support.

Abstract

Iris recognition is considered to be the most reliable biometric technique. This reliability is due to the physiological nature of iris. It is the only human internal organ visible from the outside, stable throughout a person's life, characterized by a unique texture that includes a combination of several elements, which make it one of the most distinctive and richest texture of the human body. Currently, iris recognition is a very promising research topic and still to be optimized. In this context, we propose two dual iris system : the first one for verification and the second for identification of persons in purpose to improve overall performance.

When we develop a dual iris verification system, the two problems, which must be resolved are : how to extract the relevant information from iris texture? Then, how to fuse the two irises in purpose to obtain a better performance? While for identification, the problem lies in the classification of different iris code with high dimension.

To resolve the first problem, we propose two contributions : the first one, consists to delimit the low and high eyelids by two segments using linear Hough transform. The second one, consists to extract internal half of the iris disc that contains the most relevant information and it is less affected by the noise (eyelids, eyelashes). For the second problem, the fusion of two irises at score level is carried out using the Dempster Shafer theory, which gives to the system a degree of confidence in purpose to obtain a better performance.

For identification, the problem of classifying different iris code with high dimension is solved using multi-class support vector machine, adopting the one-against-one approach in order to obtain a good identification of persons using both irises.

Keywords : Biometric, recognition, both irises, Dempster Shafer theory, support vector machine.

ملخص

يعتبر تحديد هوية الانسان باستخدام بصمة قزحية العين التقنية البيومترية الأكثر دقة. وتعود هذه الدقة إلى الطبيعة الفسيولوجية لقزحية العين. وهو العضو الداخلي البشري الوحيد المرئي من الخارج، مستقر طوال حياة الانسان، يتميز بنسيج فريد من نوعه يتضمن مجموعة من العناصر التي تجعله اكثر تميزا وغنى في جسم الانسان. حاليا، التعرف على قزحية العين هو موضوع بحث واعد جدا وفي طريق تطور. في هذا السياق، نقترح نظامين : الأول هو للتحقق والآخر للتعرف على هوية الانسان باستخدام بصمة قزحية العين اليمنى واليسرى بهدف الحصول على اداء ودقة اكبر.

عند اعداد نظام التحقق من هوية الانسان باستخدام بصمة قزحية العين اليمنى واليسرى، الاشكالية الاولى تكمن في رسم حدود قزحية العين لاستخراج المعلومات اكثر غنى من نسيج قزحية العين. الاشكالية الثانية المطروحة هي كيفية دمج قزحية العين اليمنى و اليسرى لضمان أداء ودقة اكبر؟ بينما للتعرف على الهوية، تكمن الاشكالية في تصنيف رمز قزحية العين ذات الحجم الكبير.

وفيما يتعلق بحل الاشكالية الاولى، اقترحنا مساهمتين على مستوى رسم حدود قزحية العين. المساهمة الأولى هي تحديد الجزء السفلي والعلوي من الجفن بمستقيمين (خطين) باستخدام طريقة مشهورة اسمها (transformée de Hough linéaire) والثانية هي استخراج فقط النصف الداخلي من قرص قزحية العين باستخدام طريقة مشهورة اسمها (transformée de Hough circulaire) لأنه الجزء الذي يحتوي على أكثر المعلومات غنى و تميزا و اقل تضررا من تغطية الرموش و الجفون.

أما بالنسبة للاشكالية الثانية، يتم ادماج قزحية العين اليمنى واليسرى على مستوى النتيجة من قبل نظرية اسمها (Dempster Shafer)، مما يجلب للنظام درجة من الثقة، وضمان أداء ودقة أفضل.

وللتعرف على الهوية، يتم حل مشكلة تصنيف رمز القزحية ذات الحجم كبير من خلال استخدام اسلوب التصنيف المشهور (machines à vecteurs de support) من أجل الحصول على نسبة التعرف جيدة لهوية الانسان باستعمال بصمة قزحية العين اليمنى و اليسرى.

الكلمات المفتاحية: البيومتري، التعرف، قزحية العين، نظرية Dempster Shafer، machines à vecteurs de support

Table des matières

Table des Figures	x
Liste des Tableaux.....	xiii
Introduction générale.....	2
Chapitre 1	5
Chapitre 1 Biométrie -Etat de l'art-	6
Introduction	6
1.1. Biométrie	7
1.1.1. Définition.....	7
1.1.2. Caractéristiques	7
1.1.3. Applications.....	8
1.1.3.1. Applications commerciales	8
1.1.3.2. Applications administratives	9
1.1.3.3. Applications légales.....	9
1.2. Architecture d'un système biométrique	9
1.2.1. Module capteur biométrique.....	11
1.2.2. Module extraction des données	11
1.2.3. Module création d'une signature	11
1.2.4. Module comparaison	11
1.2.5. Module base de données.....	11
1.3. Mesure de la performance d'un système biométrique	11
1.3.1. Taux de faux rejets (<i>False Reject Rate</i> ou <i>FRR</i>)	11
1.3.2. Taux de fausses acceptations (<i>False Accept Rate</i> ou <i>FAR</i>).....	12
1.3.3. Taux d'égale erreur (<i>Equal Error Rate</i> ou <i>EER</i>).....	12
1.4. Les limitations des systèmes biométriques unimodaux.....	14
1.4.1. La variabilité lors de la capture	14
1.4.2. La variabilité temporelle et la non-unicité des biométries	14
1.5. La multimodalité	15
1.5.1. Les différents types de systèmes multimodaux	16
1.5.1.1. Multi-capteurs	16
1.5.1.2. Multi-instances	16
1.5.1.3. Multi-algorithmes	16
1.5.1.4. Multi-échantillons	16
1.5.1.5. Multi-biométries	16
1.5.2. Les architectures des systèmes biométriques multimodaux	17
1.5.2.1. L'architecture en parallèle	17

1.5.2.2. L'architecture en série.....	18
1.5.3. Les différents niveaux de fusion	18
1.5.3.1. Différents niveaux de fusion multimodale	18
1.5.3.2. Fusion au niveau des données	19
1.5.3.3. Fusion au niveau de caractéristiques	19
1.5.3.4. Fusion au niveau de scores	20
1.5.3.5. Fusion au niveau de décision.....	20
1.6. Reconnaissance par l'iris	20
1.6.1. Introduction	20
1.6.2. Biologie de l'iris.....	20
1.6.3. Etat de l'art	22
1.6.3.1. Unimodalité.....	22
1.6.3.2. Multibiométrie.....	24
1.6.3.3. Reconnaissance par les deux iris	26
Conclusion	28
Chapitre 2 Système de vérification des personnes par DST	30
Introduction	30
2.1. Système de vérification des personnes par l'iris	31
2.1.1. Acquisition	32
2.1.1.1. Bases de données.....	33
2.1.2. Segmentation.....	35
2.1.2.1. Transformée de Hough.....	36
2.1.2.2. Opérateur intégro-différentiel	39
2.1.3. Normalisation	40
2.1.4. Extraction des caractéristiques	41
2.1.4.1. Utilisation des filtres de Gabor.....	42
2.1.4.2. Les ondelettes	44
2.1.5. Fusion	51
2.1.5.1. Fusion au niveau de caractéristiques	51
2.1.5.2. Matching.....	52
2.1.5.3. Fusion au niveau de scores.....	53
2.1.6. Prise de décision.....	58
Conclusion	59
Chapitre 3 Résultat expérimentaux-Vérification-	61
Introduction	61
3.1. Vérification.....	62
3.1.1. Segmentation et caractérisation de l'iris	62

3.1.1.1. Segmentation de l'iris.....	62
3.1.1.2. Normalisation de l'iris.....	73
3.1.2. Fusion au niveau de caractéristiques.....	77
3.1.3. Matching.....	77
3.1.4. Fusion au niveau de scores par DST (Dempster Shafer Theory).....	78
3.1.4.1. Algorithme de la DST (Dempster Shafer Theory).....	79
3.1.5. Analyse des résultats du système de vérification.....	80
3.1.5.1. Système unimodal de vérification des personnes par l'iris gauche.....	81
3.1.5.2. Système unimodal de vérification des personnes par l'iris droit.....	82
3.1.5.3. Evaluation des systèmes unimodaux de vérification.....	83
3.1.5.4. Système de vérification des personnes par les deux iris.....	84
3.1.5.5. Interface graphique pour la vérification.....	89
Conclusion.....	91
Chapitre 4 Système d'identification des personnes par SVM.....	93
Introduction.....	93
4.1. Identification.....	94
4.1.1. SVM (Support Vector Machine).....	94
4.1.1.1. Notions de base.....	95
4.1.1.2. Formulation des SVM.....	97
4.1.1.3. Les SVM Multi-classes.....	102
4.1.2. Résultats expérimentaux -Identification-.....	103
4.1.2.1. Identification.....	103
4.1.2.2. Analyse des résultats du système d'identification par les deux iris.....	106
4.1.2.3. Interface graphique pour l'identification.....	110
Conclusion.....	111
Bibliographie.....	116
Annexe.....	125
Liste des publications.....	125
Conférences nationales et internationales.....	125
CASIA-IrisV3.....	126
CASIA-IrisV3-Interval.....	126
CASIA-IrisV3-Lamp.....	127

Table des Figures

Figure 1.1 Différentes modalités biométriques	8
Figure 1.2 Applications biométriques	9
Figure 1.3 Principaux modules d'un système biométrique, ainsi que les différents modes. ...	10
Figure 1.4 Distributions des scores	12
Figure 1.5 Courbe ROC	13
Figure 1.6 Courbe CMC	13
Figure 1.7 Les différents systèmes multimodaux	17
Figure 1.8 Architecture de fusion en parallèle.	18
Figure 1.9 Architecture de fusion en série.	18
Figure 1.10 Différents niveaux de fusion multibiométrique.	19
Figure 1.11 Les différents motifs de la texture de l'iris	21
Figure 2.1 Différentes étapes d'un système de vérification par l'iris	32
Figure 2.3 Caméra de capture de l'iris développée par CASIA.....	33
Figure 2.2 Image d'un iris capturé (a) dans le visible, (b) dans le proche infrarouge [Kri 07].	33
Figure 2.4 (a) Caméra de capture de l'iris par OKI, (b) Une image d'iris de CASIA-IrisV3- Interval.	34
Figure 2.5 Une image d'iris avec les différentes parties à détecter	35
Figure 2.6 (a) Image de l'iris ; (b) image de contour créée par un gradient horizontal et vertical ; (c) image de contour créée par un gradient horizontal uniquement ; (d) image de contour créée par un gradient vertical uniquement.	37
Figure 2.7 Processus de segmentation de l'iris par la méthode proposée par Masek [Mas 03].	38
Figure 2.8 Segmentation de l'iris par la méthode intégral-différentielle. Image extraite du site personnel de Daugman.	40
Figure 2.9 Modèle de normalisation pseudo-polaire de Daugman.	41
Figure 2.10 Une image de l'œil (figure haut gauche), une image d'iris segmenté (haut droite) et une image d'iris normalisé (bas)	41
Figure 2.11 Comparaison de la composante radiale fréquentielle d'un filtre de Gabor et d'un filtre de Log-Gabor en fonction de la bande passante.	43
Figure 2.12 Le principe de codage de phase sur quatre quadrants et en deux bits [Dau 04]. ..	44
Figure 2.13 Différents exemples d'iris code générés par la méthode de Daugman [Dau 04].	44
Figure 2.14 Ondelette Chapeau Mexicain pour plusieurs facteurs d'échelle.....	45
Figure 2.15 Transformée en ondelette discrète.	48
Figure 2.16 Arbre de décomposition en paquets d'ondelette à 3 niveaux [Dra 11].....	49
Figure 2.17 (a) Image d'un œil de la base CASIA, (b) décomposée à 1 niveau de résolution (c) décomposée à 2 niveaux de résolution [Mel 13].	50
Figure 2.18 L'allure du filtre de Haar.	50
Figure 2.19 Fusion au niveau de caractéristiques des deux iris gauche et droit.	52
Figure 2.20 Représentation par diagrammes de Venn des notions de crédibilités et de plausibilité.	57
Figure 3.1 Carte de contours.	65
Figure 3.2 Résultats de segmentation obtenue par la méthode de Hough circulaire.	66
Figure 3.3 Segmentation de l'Iris-méthode de L. Masek-.....	67
Figure 3.4 Délimitation des paupières par deux segments de droite en utilisant la transformée de Hough Linéaire.	67

Figure 3.5 Localisation de la variation structurelle de la texture de l'iris.....	67
Figure 3.6 Schéma descriptif de la phase de la segmentation.....	68
Figure 3.7 Quelques images bien segmentées de la base de données CASIA-IrisV3-Interval.	69
Figure 3.8 Anomalie rencontrée lors de la segmentation de l'iris.	69
Figure 3.9 Organigramme de l'opérateur intégro-différentiel.	70
Figure 3.10 Un échantillon des images d'iris bien segmentées de la base de données CASIA-IrisV3-Interval.....	71
Figure 3.11 Un échantillon des images d'iris mal segmentées de la base de données CASIA-IrisV3-Interval.....	71
Figure 3.12 Les taux d'erreurs pour chaque classe avec un seuil= 0.41.	72
Figure 3.13 Echantillons des images d'iris gauche mal segmentées de la classe 100.	73
Figure 3.14 Normalisation de l'iris.	74
Figure 3.15 Encodage de l'iris (a) Iris code, (b) Masque code.....	75
Figure 3.16 Décomposition de l'image normalisé par ondelette de Haar à 4 niveaux de résolution.....	75
Figure 3.17 Encodage de l'iris.	76
Figure 3.18 Taux de reconnaissance du système de vérification des personnes par l'iris gauche.....	81
Figure 3.19 Taux d'erreur des FAR et FRR du système de vérification des personnes par l'iris gauche.....	81
Figure 3.20 Taux de reconnaissance du système de vérification des personnes par l'iris droit.	82
Figure 3.21 Taux d'erreur des FAR et FRR du système de vérification des personnes par l'iris droit.	82
Figure 3.22 Taux de reconnaissance du système I.	84
Figure 3.23 Taux d'erreur des FAR et FRR du système I.....	84
Figure 3.24 Taux de reconnaissance du système II	86
Figure 3.25 Taux d'erreur des FAR et FRR du système II.	86
Figure 3.26 Courbe ROC des systèmes unimodaux et de vérification des personnes par les deux iris.	88
Figure 3.27 Présentation de l'interface graphique pour la vérification.....	90
Figure 4.1 Hyperplan séparateur entre 2 classes.....	96
Figure 4.2 Il peut exister plusieurs hyperplans séparant 2 classes.	96
Figure 4.3 Les SVMs trouvent l'hyperplan optimal pour la généralisation (un nouveau vecteur est bien classé dans le cas (b), il ne l'ait pas dans le cas (a).	97
Figure 4.4 SVM à marge molle séparant les points blancs des points noirs. Les Vecteurs de Support (VS) sont représentés par des carrés. Les variables d'écart ξ_1 et ξ_2 sont assignées respectivement à un point à l'intérieur de la marge. Un exemple bien classé et à un autre mal classé.	99
Figure 4.5 Illustration de l'effet du changement d'espace par une fonction noyau. Les données non linéairement séparables dans l'espace de départ le sont à présent dans l'espace des caractéristiques.	100
Figure 4.6 Hyperplans de séparation par approche un contre tous (OVA) sur 3 classes.....	103
Figure 4.7 Hyperplans de séparation par approche un contre un (OVO) sur 3 classes.....	103
Figure 4.8 Le phénomène d'over-fitting lors de la classification des données par SVM	104
Figure 4.9 Schéma descriptif du système d'identification des personnes par les deux iris. ..	105
Figure 4.10 Schéma descriptif du modèle I du système d'identification des personnes par les deux iris.	106

Figure 4.11 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I-	107
Figure 4.12 Schéma descriptif du modèle II du système d'identification des personnes par les deux iris	108
Figure 4.13 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II-	109
Figure 4.14 Présentation de l'interface graphique pour l'identification.	110

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 Travaux de reconnaissance par l'iris.	23
Tableau 2.1 Statistiques de la base de données CASIA-IrisV3.	34
Tableau 3.1 Comparaison entre la transformée de Hough et l'opérateur intégro-différentiel.	71
Tableau 3.2 Comparaison entre le filtre de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar.	Erreur !
Signet non défini.	
Tableau 3.3 Performance des systèmes unimodaux.	83
Tableau 3.4 Comparaison des performances des systèmes unimodaux et du système I.	85
Tableau 3.5 Comparaison des performances des systèmes unimodaux et du système II.	87
Tableau 3.6 Performance des systèmes I et II de vérification.	87
Tableau 3.7 Comparaison de performances des deux méthodes.	89
Tableau 4.1 Différents types de fonction noyau.	101
Tableau 4.2 Performance du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I-	107
Tableau 4.3 Performance du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II-	109

Introduction générale

Introduction générale

L'identification par la biométrie permet de reconnaître ou de vérifier l'identité des personnes avec un haut degré de fiabilité. Actuellement, l'utilisation des systèmes biométriques tels que la reconnaissance par l'iris, le visage ou par les empreintes digitales sont indispensables dans les environnements de haute sécurité telles que les centrales nucléaires, les banques,...etc.

Les systèmes biométriques qui se basent sur la reconnaissance du visage ou les empreintes sont largement employés par les utilisateurs, cependant ils ne peuvent pas garantir un très grand niveau de sécurité, en les comparant avec un système biométrique de type reconnaissance par l'iris. Par ailleurs, la reconnaissance par l'iris est considérée comme impossible à frauder, car son taux d'erreur est très faible puisque la probabilité de trouver deux iris identiques serait de $1/10^{72}$ et sa stabilité est étendue jusqu'à la mort des individus. Elle est le seul système pouvant être utilisé sur un grand nombre de personnes en identification complète.

L'identification de personnes par l'iris pose plusieurs problèmes, parmi eux, nous pouvons citer, comment améliorer les performances de la reconnaissance de l'iris ? Comment localiser l'iris dans une image d'iris ?

Dans ce travail de thèse, nous avons opté pour l'utilisation d'un algorithme traitant les deux iris du même individu afin d'obtenir une meilleure performance. Tout d'abord, l'image de l'iris est segmentée afin d'extraire la région d'intérêt de l'iris. Pour cela, nous avons proposé deux méthodes de segmentation de l'iris à savoir la transformée de Hough et l'opérateur intégro-différentiel. Ensuite, l'iris segmenté est normalisé par une transformation pseudo-polaire appelée *Rubber Sheet Model* pour pallier à la non concentricité des deux bordures et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation/contraction de la pupille. Puis, l'iris normalisé est analysé par deux filtres (Log-Gabor 1D, ondelette de Haar) afin d'extraire l'information discriminante de la texture de l'iris. Pour la vérification, la fusion au niveau de caractéristiques est effectuée par la concaténation des deux iris code afin d'obtenir un iris code plus riche en information. Le matching consiste à calculer la similarité par la distance utilisée (distance de Hamming, distance Euclidienne). Dans notre travail, nous nous sommes focalisés sur la fusion au niveau de scores basée sur la théorie de *Dempster Shafer*. La

décision finale est prise en fixant un seuil, au delà duquel les deux iris code comparés seront considérés comme appartenant à la même personne.

Tandis que pour l'identification, le problème de classification des iris code dont la taille est importante est résolu par les machines à vecteurs de support multi-classes, adoptant l'approche un contre un. Dans ce contexte, nous avons proposé deux modèles : le premier consiste à utiliser l'iris droit pour l'apprentissage et l'iris gauche pour le test afin de montrer que les motifs des deux iris sont différents. Le deuxième consiste à utiliser les deux iris pour l'apprentissage et l'iris droit ou gauche pour le test afin d'identifier des personnes souffrant de maladies soit au niveau de l'iris droit ou gauche.

Notre thèse comporte quatre chapitres :

- Dans le premier chapitre, nous exposerons quelques définitions de base de la biométrie, ses caractéristiques et applications. La nature, l'architecture, les différents niveaux de fusion des systèmes multimodaux seront détaillés. Puis, nous présenterons l'importance de l'iris comme modalité biométrique pour l'identification et la reconnaissance des personnes. De plus, nous exposerons les travaux existants sur l'iris, incluant les méthodes conventionnelles de reconnaissance par l'iris, les systèmes multimodaux dont la fusion des données est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores, ainsi que les travaux récents qui traitent la reconnaissance biométrique des personnes par les deux iris.
- Le deuxième chapitre présente les différentes étapes du système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de caractéristiques par concaténation des deux iris code et au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer*.
- Le troisième chapitre propose l'évaluation des performances du système de vérification des personnes par les deux iris testé sur un échantillon du sous-ensemble la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site1]. D'abord, nous évaluerons les performances des deux systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris gauche et droit. Une comparaison des performances des deux systèmes est établie. Ensuite, nous effectuerons une comparaison des performances des deux systèmes unimodaux avec le système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de caractéristiques par concaténation des deux iris code. Puis, nous faisons de même avec le système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer*. Après, une comparaison des deux systèmes est effectuée afin de choisir notre système de référence, qui est basé sur la théorie de *Dempster Shafer*. En dernier, nous

le comparons avec celui d'Iftakhar and al. [Ift 14] basé sur la règle *ET*. D'après nos expérimentations, il s'est avéré que notre système de référence [Gha 16] est bien meilleur que celui d'Iftakhar and al. [Ift 14] en termes de taux de reconnaissance et des taux d'évaluation : FAR (False Accept Rate), FRR (False Reject Rate), EER (Equal Error Rate).

- Dans le quatrième chapitre, nous proposons l'évaluation des performances du système d'identification des personnes par les deux iris, testé sur un échantillon du sous-ensemble la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1]. Les machines à vecteurs de support sont utilisées comme méthode de classification. Par ailleurs, nous évaluerons les deux modèles du système d'identification des personnes par les deux iris, en utilisant les *SVM (Support Vector Machine)* multi-classes, adoptant l'approche un contre un. La validation croisée est appliquée pour limiter le phénomène d'over-fitting. Le premier modèle consiste à apprendre au classifieur SVM l'iris droit et l'iris gauche est utilisé pour le test. Alors que, le deuxième modèle consiste à apprendre au classifieur SVM les deux iris, tandis que seul l'iris droit ou gauche est utilisé pour le test. Nos tests ont montré que le deuxième modèle est plus performant que le premier en terme de taux de reconnaissance.

Chapitre 1

Biométrie -Etat de l'art-

Chapitre 1

Biométrie -Etat de l'art-

Introduction

D'abord, nous commencerons notre travail par l'exposé de quelques définitions de base de la biométrie, ses caractéristiques et applications.

Ensuite, nous détaillerons l'architecture d'un système biométrique, les différents modules qui constituent un système biométrique, ainsi que les mesures de performance de ce système. Puis, nous montrerons les limites des systèmes biométriques unimodaux qui remettent en cause leurs performances.

Par la suite, nous présenterons l'importance de l'iris comme modalité biométrique pour l'identification et la reconnaissance des personnes. Puis, nous exposerons un état de l'art comprenant les méthodes conventionnelles de reconnaissance par l'iris qui nécessitent une très forte coopération du sujet humain et d'autres méthodes efficaces de détection de l'iris à partir des images d'iris acquises dans un environnement non conditionné.

En dernier, nous exposerons les systèmes multimodaux dont la fusion est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores, ainsi que les travaux récents qui traitent la reconnaissance biométrique des personnes par les deux iris.

1.1. Biométrie

1.1.1. Définition

Il faut dire que la biométrie n'est ni une science récente, ni une technique moderne, la biométrie ne possède pas une définition unique. Elle désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans le contexte plus précis de reconnaissance et d'identification d'individus, il existe deux définitions principales qui se complètent :

- Selon le *CLUSIF (Club de la Sécurité des systèmes d'Information Français)*, la biométrie est la science qui étudie à l'aide des mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé.
- Selon la *RAND (Public Safety and Justice)*, toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité qu'un individu affirme.

1.1.2. Caractéristiques [Hil 13]

Le terme biométrie regroupe en fait ce que l'on appelle des modalités biométriques ; contrairement à ce que l'on possède et que l'on peut donc perdre (une clé, cadre, badge, document,...) ou ce que l'on sait et que l'on peut donc oublier (mot de passe, code *PIN (Personal Identification Number)*), les modalités biométriques représentent ce que l'on est et permettent de prouver notre identité.

Pour que des caractéristiques collectées puissent être qualifiées de modalités biométriques, elles doivent être :

- Universelles : les caractéristiques mesurées existent chez tous les individus,
- Uniques : la possibilité de deux personnes ayant les mêmes caractéristiques est minimale. Elles doivent permettre la différenciation entre les individus,
- Stables : les caractéristiques mesurées ne changent pas au cours du temps et ne sont pas affectées par l'état de la personne tels que son état psychologique, son stress, etc.,
- Mesurables : le processus de mesure des caractéristiques peut être répété sans problème,
- Infalsifiables : les caractéristiques mesurées doivent être infalsifiables ou au moins le système biométrique doit être protégé pour identifier les caractéristiques truquées.

L'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'iris, la rétine, le visage, l'empreinte palmaire, la géométrie de l'oreille, l'*ADN (AcideDésoxyribonNucléique)*, la voix, la

démarche, la signature ou encore la dynamique de frappe au clavier sont autant de modalités biométriques différentes (Figure 1.1) [Mor 09].

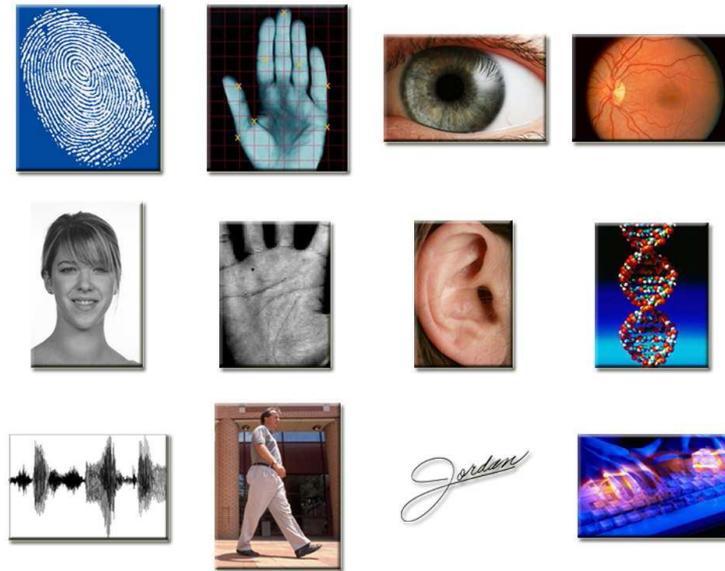


Figure 1.1 Différentes modalités biométriques [Mor 09].

1.1.3. Applications [Ben 15]

Aujourd'hui, les principales applications sont la production de titres d'identité, le contrôle d'accès à des sites sécurisés, le contrôle des frontières, l'accès aux réseaux, systèmes d'information et stations de travail, le paiement électronique, la signature électronique et même le chiffrement de données (voir Figure 1.2). Cette liste n'est pas exhaustive et de nouvelles applications vont très certainement voir rapidement le jour.

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Les applications peuvent être divisées en trois groupes principaux :

1.1.3.1. Applications commerciales

Tels que l'accès au réseau informatique, la sécurité de données électroniques, le commerce électronique, l'accès d'internet, l'ATM (*Automated Teller Machine*), la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone portable, le PDA (*Personal Digital Assistant*), la gestion des registres médicaux, l'étude des distances, etc...

1.1.3.2. Applications administratives

Tels que la carte nationale d'identification, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle de passeport, etc....

1.1.3.3. Applications légales

Telles que l'identification des cadavres, la recherche criminelle, l'identification des terroristes, des enfants disparus, etc.



Figure 1.2 Applications biométriques [Mor 09].

1.2. Architecture d'un système biométrique [Gur 08]

Un système biométrique est un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Selon le contexte de l'application, un système biométrique fonctionne en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification :

Le mode d'*enrôlement* est une phase d'apprentissage dont l'objectif est de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs campagnes d'acquisition de données peuvent être réalisées pour assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance, aux variations temporelles des données. Pendant cette phase, les traits biométriques des individus sont saisis par un capteur biométrique, puis représentés sous forme numérique (signatures) et enfin stockés dans la base de données. Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps puisqu'il s'effectue « hors-ligne ».

En mode de vérification, une personne déclare une identité particulière et le système biométrique est utilisé pour vérifier ou rejeter la déclaration. La vérification est effectuée en comparant le trait biométrique de l'individu, acquis au moment de la déclaration, avec celui qui est préalablement enregistré pour l'identité revendiquée. Dans ce test « un contre un », l'identité sera validée si les deux signatures correspondent bien. L'individu sera ensuite considéré comme authentifié [Bow 08]. Dans le cas contraire, la personne non reconnue sera considérée comme étant un imposteur [Hol 10] [Mor 09].

En mode d'identification, le trait biométrique est acquis sans revendication d'identité associée. Dans ce mode de recherche d'identité, appelé reconnaissance « un contre N », deux cas sont possible : l'identification en mode fermé et l'identification en mode ouvert. La tâche d'identification en mode fermé revient à identifier l'iris inconnu parmi les signatures d'iris déjà enregistrées. En revanche, en mode ouvert l'iris inconnu peut ne correspondre à aucune des identités d'iris connues. Dans ce cas, la personne n'est pas authentifiée, elle est considérée comme n'étant pas enregistrée dans le système et peut être ajouté selon un processus spécifique [Hol 10] [Mor 09] [Kri 07].

Les différents modules qui composent un système biométrique sont représentés sur la Figure 1.3.

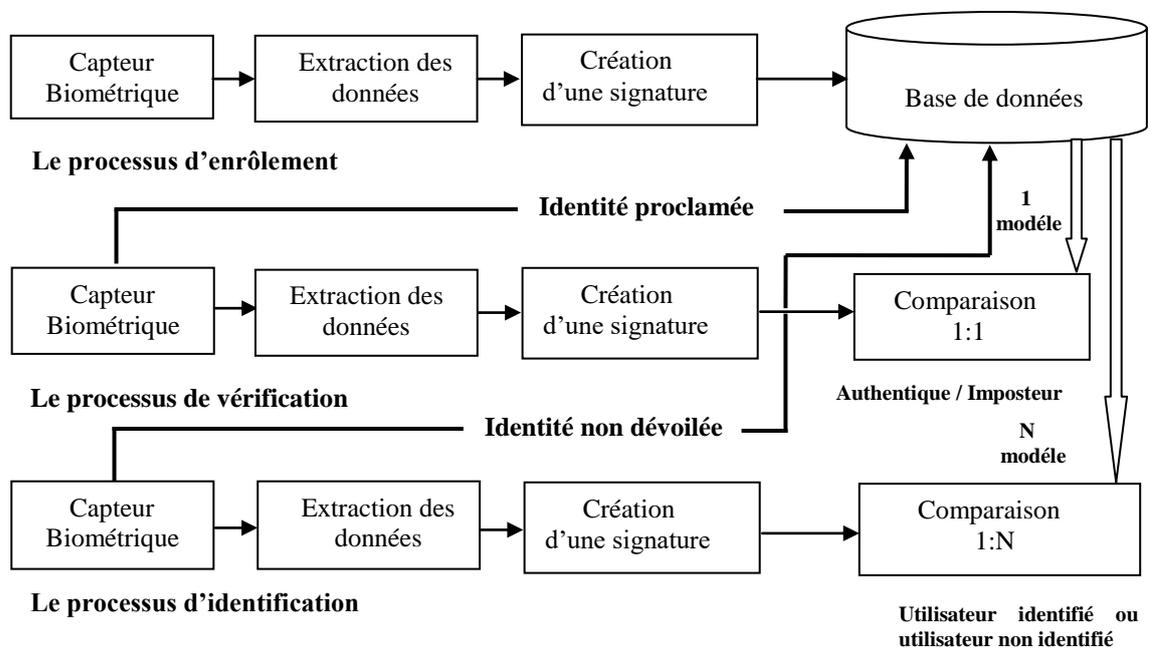


Figure 1.3 Principaux modules d'un système biométrique, ainsi que les différents modes [Gur 08].

1.2.1. Module capteur biométrique

Correspond à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique (ou capteur biométrique).

1.2.2. Module extraction des données

Extrait les informations pertinentes à partir des données biométriques brutes par exemple, des images d'empreinte digitale ou des régions caractéristiques de l'empreinte digitale.

1.2.3. Module création d'une signature

Crée un modèle numérique afin de représenter la donnée biométrique acquise. Ce modèle, appelé aussi signature sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données.

1.2.4. Module comparaison

Compare les caractéristiques biométriques d'une personne soumise à contrôle (volontairement ou à son insu) avec les « signatures » mémorisées. Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).

1.2.5. Module base de données

Stocke les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.

1.3. Mesure de la performance d'un système biométrique [Mor 09]

Les mesures de performance expriment les caractéristiques de fonctionnement du système de reconnaissance et permettent, ainsi de faire des comparaisons entre différents systèmes. Il existe différents paramètres pour évaluer un système de reconnaissance : les taux de faux rejets (*False Reject Rate* ou *FRR*) et taux de fausses acceptations (*False Accept Rate* ou *FAR*), taux d'égale erreur (*Equal Error Rate* ou *EER*).

1.3.1. Taux de faux rejets (*False Reject Rate* ou *FRR*)

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues, mais qui sont rejetées par le système.

1.3.2. Taux de fausses acceptations (*False Accept Rate* ou *FAR*)

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues, mais qui sont tout de même acceptées par le système.

1.3.3. Taux d'égale erreur (*Equal Error Rate* ou *EER*)

Ce taux est calculé à partir des deux premiers taux préalablement décrits et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

La Figure 1.4 montre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs, tandis que l'EER est représenté sur la Figure 1.5.

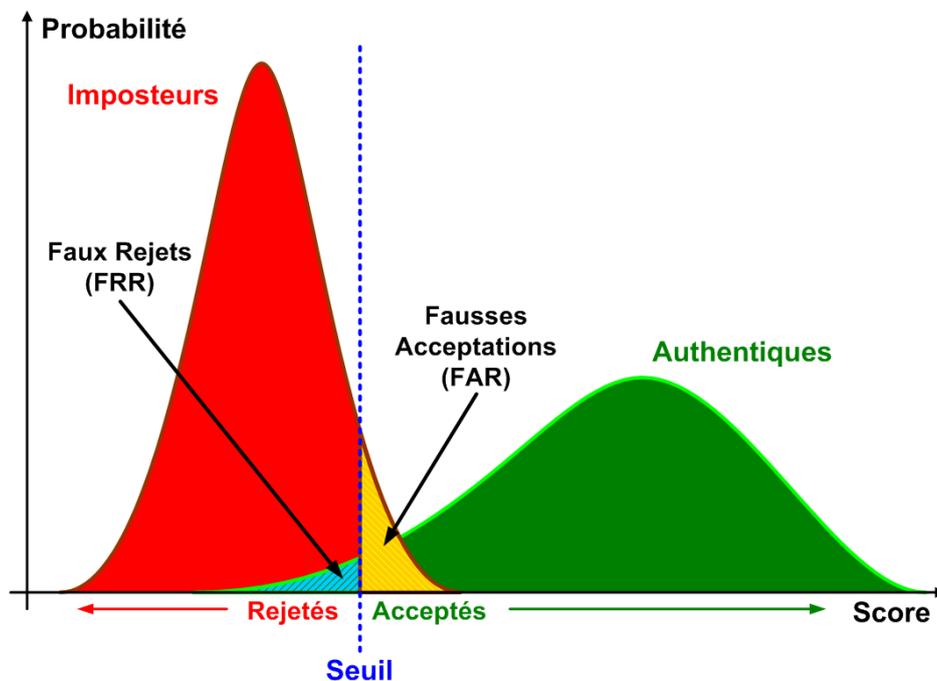


Figure 1.4 Distributions des scores [Mor 09].

Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'en mesurer la performance :

- Lorsque le système opère en mode authentification, on utilise ce que l'on appelle une courbe *ROC* (pour *Receiver Operating Characteristic* en anglais). La courbe *ROC* (Figure 1.5) trace le taux de faux rejets en fonction du taux de fausses acceptations [Per 02]. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé.

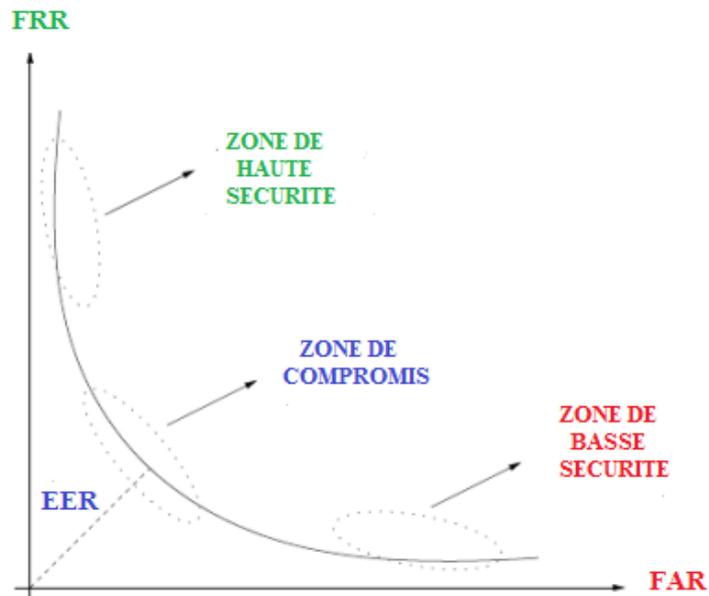


Figure 1.5 Courbe ROC [Mor 09].

- En revanche, dans le cas d'un système utilisé en mode identification, on utilise ce que l'on appelle une courbe *CMC* (pour *Cumulative Match Characteristic* en anglais). La courbe *CMC* (Figure 1.6) donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang [Bev 05]. On dit qu'un système reconnaît au rang 1, lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible.

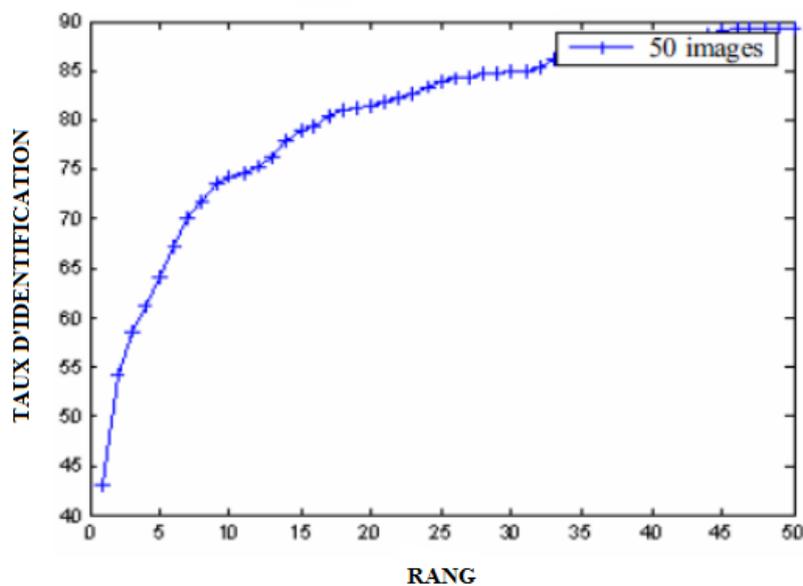


Figure 1.6 Courbe CMC [Ben 10].

En dernier, il faut savoir que la courbe *CMC* n'est qu'une autre manière d'afficher la performance d'un système biométrique et peut également être calculée à partir du FAR et du FRR. Une étude comparative précisant le lien entre les courbes *CMC* et *ROC* peut être trouvée dans [Bol 05].

1.4. Les limitations des systèmes biométriques unimodaux [All 09]

Le premier objectif de la biométrie est d'établir un lien entre une personne et son identité à travers une caractéristique physique, ce qui permet, donc, d'avoir une identification plus sûre que d'autres moyens tels que les cartes, les clés ou les mots de passe. Cependant, les systèmes biométriques ont quelques limitations qui font qu'ils ne sont pas encore utilisés dans toutes les applications courantes. La principale limitation se situe dans la performance. En effet, si les badges, cartes, clés ou mots de passe posent des problèmes de sécurité liés à leur perte, vol ou falsification qui rompent le lien à la personne physique, en revanche, ils sont 100% efficaces en terme de reconnaissance. Si une clé ou un mot de passe est correct, la réponse du système est oui, sinon la réponse est non, la correspondance est exacte à 100%. En revanche, les systèmes biométriques ne permettent pas cette reconnaissance exacte, car ils sont basés sur un score de similarité qui est un nombre réel entre 0 et 1, caractérisant le degré de similitude entre les deux données biométriques comparées. C'est pour cela, que les systèmes biométriques comportent un module de décision, car il faut fixer un seuil de décision à appliquer au score de similarité. Si le score est supérieur au seuil, les deux échantillons proviennent de la même personne, l'identité est donc vérifiée. Si le score de similarité est inférieur au seuil, les deux échantillons ne correspondent pas à la même personne, la personne est rejetée (l'identité prétendue n'a pas été vérifiée).

Cette absence de précision dans la correspondance et ces changements dans les données biométriques sont généralement dus à plusieurs paramètres :

1.4.1. La variabilité lors de la capture [All 09]

Elle est due à plusieurs phénomènes : déformation physique lors de la capture (variabilité du capteur), bruit d'acquisition, erreurs lors de la numérisation. Cette variabilité n'est pas intrinsèquement liée à la biométrie, mais à la numérisation de cette biométrie.

1.4.2. La variabilité temporelle et la non-unicité des biométries

Elles sont également appelées, variabilité intra-classe (variabilité d'une modalité pour un individu) et variabilité interclasse (variabilité entre les modalités de plusieurs individus).

Une autre limitation de la biométrie pour des applications d'authentification est la non-universalité des biométries. Cela signifie que certaines modalités biométriques ne peuvent pas être utilisées par une certaine catégorie de la population. Par exemple, certaines personnes ont des empreintes digitales, contenant trop peu d'informations pour servir de moyen d'identification. Une étude menée par le *NIST (National Institute of Standards and Technology)* [Nis 02] a confirmé qu'environ 2% de la population ne peut pas utiliser l'empreinte digitale comme moyen d'identification. En plus, la capture peut également être non fiable à cause des conditions environnementales lors de l'acquisition. Par exemple, il est impossible d'utiliser un système de reconnaissance de la voix dans un endroit très bruyant ou de reconnaissance par le visage lorsqu'il fait nuit (si l'on utilise une caméra à lumière visible) [All 09].

En outre, bien que cela représente un travail assez conséquent, les modalités biométriques peuvent être imitées, notamment celles qui laissent des traces sur le passage de l'individu telles que les empreintes digitales. Un individu mal intentionné peut récupérer les empreintes digitales sur un objet tenu par la victime, les imiter et tenter de passer le contrôle biométrique à l'aide de ces empreintes. De plus, les données biométriques sont dans la majeure partie des cas numérisées sur un support, de préférence, individuel. Si ce support n'est pas protégé contre les intrusions et le piratage, tout le système biométrique tombe à l'eau [Ben 15].

Enfin, certaines limitations de l'utilisation de la biométrie sont des limitations d'usage ou culturelles. En effet, par son passé d'outils policiers, la biométrie et particulièrement, les empreintes digitales ont mauvaise réputation et sont associées à la surveillance des personnes et aux aspects criminels. Cela, en plus du fait que les empreintes digitales laissent des traces qui pourraient être récupérées et mal utilisées en font une modalité peu aimée du grand public [All 09].

Pour pallier à ces limitations, les chercheurs ont utilisé plus d'une modalité biométrique. La multimodalité s'est répandue dans les applications de reconnaissance, car les systèmes multimodaux sont plus efficaces que les systèmes unimodaux en terme de performance.

1.5. La multimodalité [All 09]

La multimodalité est l'utilisation de plusieurs systèmes biométriques. La combinaison de plusieurs systèmes a pour but d'en diminuer les limitations préalablement décrits. En effet, l'utilisation de plusieurs systèmes a pour objectif premier d'améliorer les performances de reconnaissance. En augmentant, la quantité d'informations discriminantes de chaque personne,

on souhaite augmenter le pouvoir de reconnaissance du système, ainsi que réduire l'impossibilité d'acquérir les données de certaines personnes ou la fraude.

1.5.1. Les différents types de systèmes multimodaux [All 09]

Les systèmes biométriques multimodaux diminuent les contraintes des systèmes biométriques unimodaux, en combinant plusieurs systèmes. On peut différencier 5 types de systèmes multimodaux selon les systèmes qu'ils combinent (Figure 1.7). On les appelle :

1.5.1.1. Multi-capteurs

Lorsqu'ils associent plusieurs capteurs pour acquérir la même modalité, par exemple : un capteur optique et un capteur capacitif pour l'acquisition de l'empreinte digitale.

1.5.1.2. Multi-instances

Lorsqu'ils associent plusieurs instances de la même biométrie, par exemple : l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.

1.5.1.3. Multi-algorithmes

Lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise, cette multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction, en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison, en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison.

1.5.1.4. Multi-échantillons

Lorsqu'ils associent plusieurs échantillons différents de la même modalité, par exemple : deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris. Dans ce cas, les données sont traitées par le même algorithme, mais nécessitent des références différentes à l'enregistrement, contrairement aux systèmes multi-instances qui ne nécessitent qu'une seule référence.

1.5.1.5. Multi-biométries

Lorsque l'on considère plusieurs biométries différentes, par exemple : visage et empreinte digitale.

Un système multimodal peut bien sûr combiner ces différents types d'associations, par exemple : l'utilisation du visage et de l'empreinte, mais en utilisant plusieurs doigts.

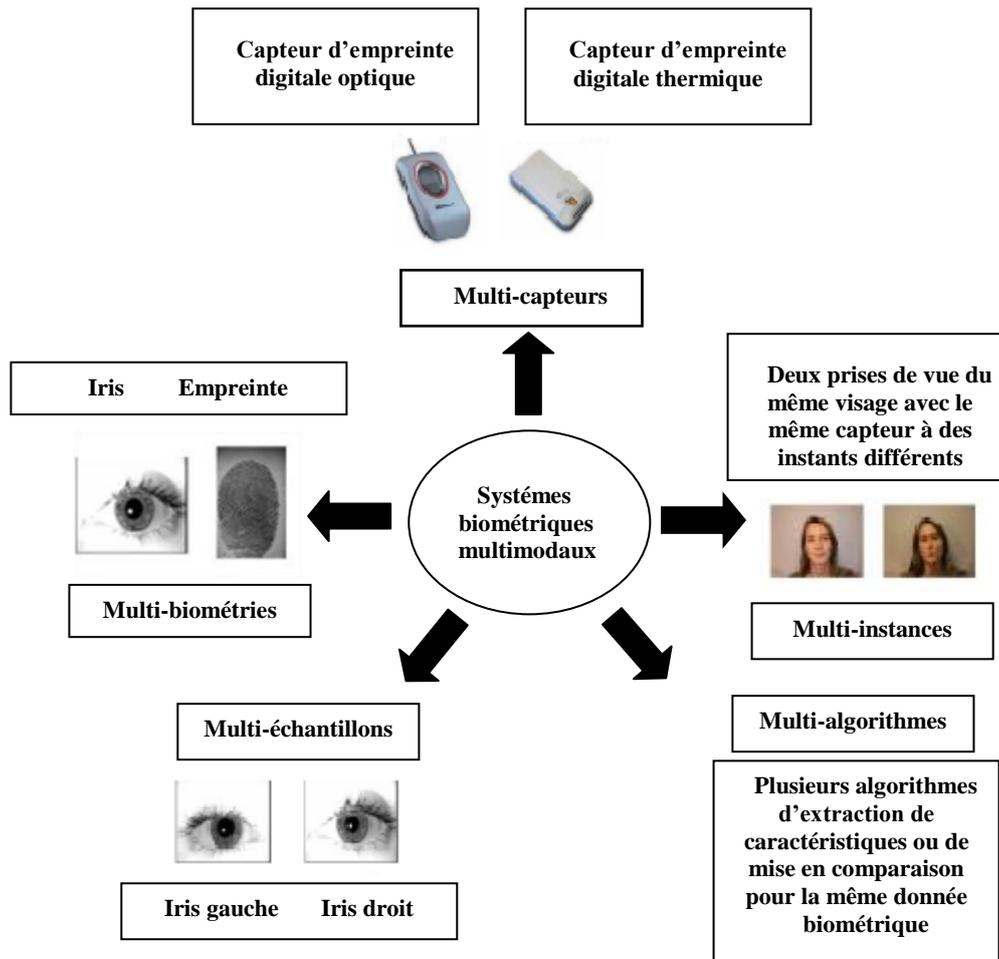


Figure 1.7 Les différents systèmes multimodaux [All 09].

1.5.2. Les architectures des systèmes biométriques multimodaux [Ben 15]

Les systèmes multimodaux associent plusieurs systèmes biométriques et nécessitent donc l'acquisition et le traitement de plusieurs données. L'acquisition et le traitement peuvent se faire successivement, on parle alors d'architecture en série, ou simultanément, on parle alors d'architecture en parallèle.

1.5.2.1. L'architecture en parallèle

C'est la plus utilisée, car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles et donc d'améliorer les performances du système. En revanche, l'acquisition et le traitement d'un grand nombre de données biométriques est coûteux en temps et en matériel et réduit le confort d'utilisation (voir Figure 1.8) :

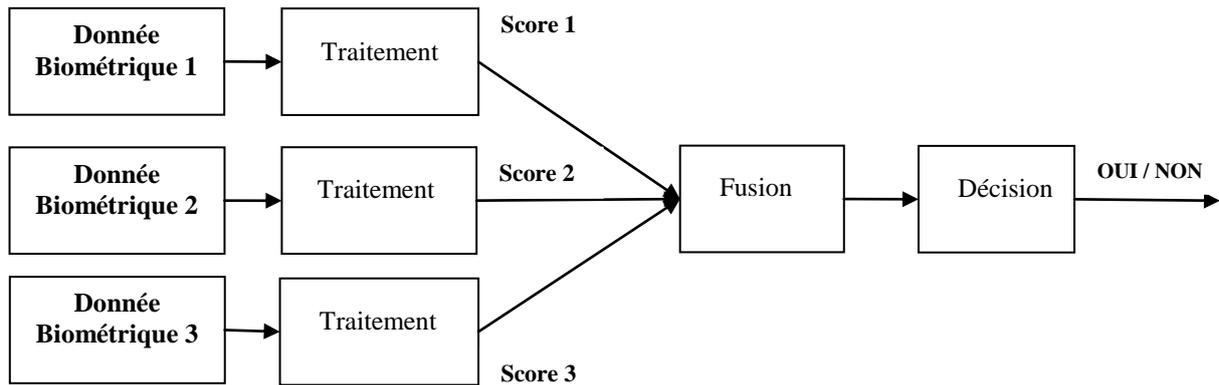


Figure 1.8 Architecture de fusion en parallèle.

1.5.2.2. L'architecture en série

L'architecture en série peut être privilégiée dans certaines applications où la multimodalité est utilisée pour donner une alternative pour les personnes qui ne pouvant pas utiliser la modalité en question (voir Figure 1.9).

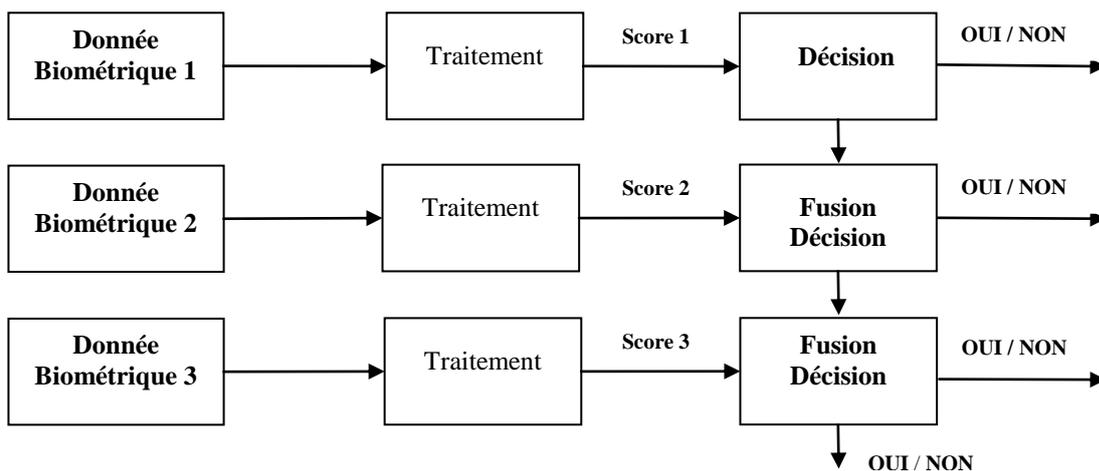


Figure 1.9 Architecture de fusion en série.

1.5.3. Les différents niveaux de fusion

1.5.3.1. Différents niveaux de fusion multimodale

La multimodalité consiste à utiliser plusieurs modalités biométriques dans le processus d'identification ou de vérification de personnes. Dans un système biométrique multimodal, la fusion peut se faire à quatre niveaux différents [Ros 04] [Ros 03], comme il est illustré dans la Figure 1.10.

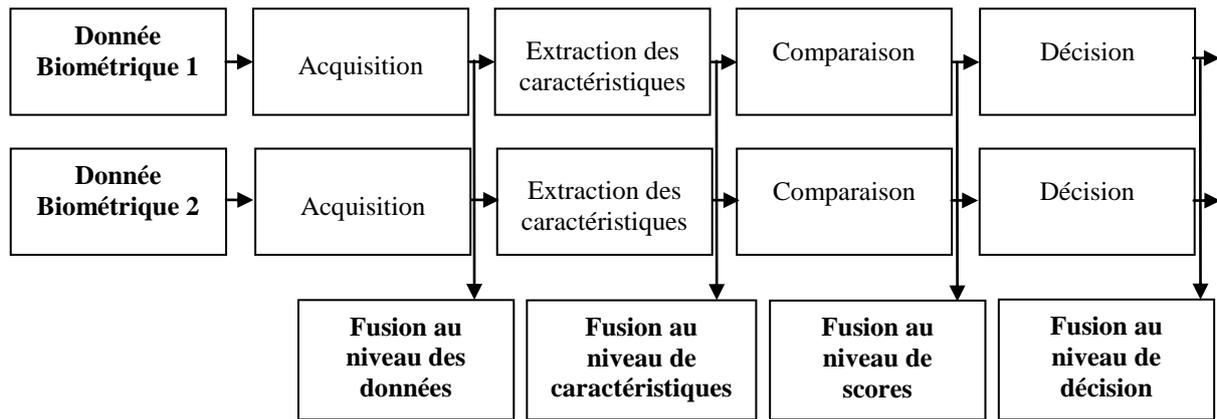


Figure 1.10 Différents niveaux de fusion multibiométrique.

1.5.3.2. Fusion au niveau des données

La fusion au niveau des données 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 capteurs doivent être compatibles entre eux et la correspondance entre les points dans les données brutes doit être connue avant. Par exemple, les images de visage obtenues à partir de plusieurs caméras peuvent être combinées pour former un modèle 3D du visage. Un autre exemple de fusion au niveau des données consiste à mettre en mosaïque plusieurs images d'empreinte digitale afin de former une image d'empreinte digitale finale plus complexe. La fusion au niveau des données n'est généralement pas possible, si les instances des données sont incompatibles (par exemple, il peut être difficile de fusionner des images de visages provenant de caméras ayant des résolutions différentes).

1.5.3.3. Fusion au niveau de caractéristiques

Cette fusion consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques qui sont obtenus à partir des sources suivantes; plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométriques ou encore plusieurs traits biométriques. Quand les vecteurs de caractéristiques sont homogènes (par exemple, plusieurs images d'empreinte digitale du doigt d'un utilisateur), un unique vecteur de caractéristiques résultant peut être calculé comme une somme pondérée des vecteurs de caractéristiques individuels. Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont hétérogènes (par exemple, des vecteurs de caractéristiques de différentes modalités biométriques comme l'iris et l'empreinte digitale), nous pouvons les concaténer pour former un seul vecteur de caractéristiques.

1.5.3.4. Fusion au niveau de scores

Après les vecteurs de caractéristiques, les scores (de correspondance) donnés en sortie par les matchers contiennent l'information la plus riche à propos du modèle d'entrée. En effet, la fusion au niveau des scores est effectuée par les différents matchers. Par conséquent, l'intégration d'information au niveau de scores est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux.

1.5.3.5. Fusion au niveau de décision

L'intégration d'information au niveau de décision peut être mise en place, lorsque chaque matcher biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance possible selon l'entrée qui lui est présentée. Les méthodes comme le *majority voting*, le *behavior knowledge space*, le *weignted voting* basé sur la théorie de *Dempster-Shafer*, les règles *ET* et *OU*, etc. peuvent être utilisées afin d'arriver à la décision finale.

1.6. Reconnaissance par l'iris

1.6.1. Introduction

La présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants explique la demande continue de système d'identifications ayant des niveaux supérieurs de performance, de sécurité, de confort et de simplicité d'utilisation. La reconnaissance des personnes à partir des images d'iris est considérée comme étant parmi les meilleures technologies biométriques. Cela est lié essentiellement aux caractéristiques et aux propriétés de l'iris [Mor 09].

1.6.2. Biologie de l'iris

L'iris est une membrane de l'œil, circulaire, colorée, percée en son centre d'un orifice, la pupille. Il est situé entre la cornée et le cristallin, ce qui en fait un organe interne visible et bien protégé de l'extérieur. Son diamètre en général varie entre 12 et 13 *mm*. Son rôle est de contrôler la quantité de lumière qui entre dans la pupille. Les différents motifs de la texture de l'iris sont présentés sur la Figure 1.11 [Kri 07].

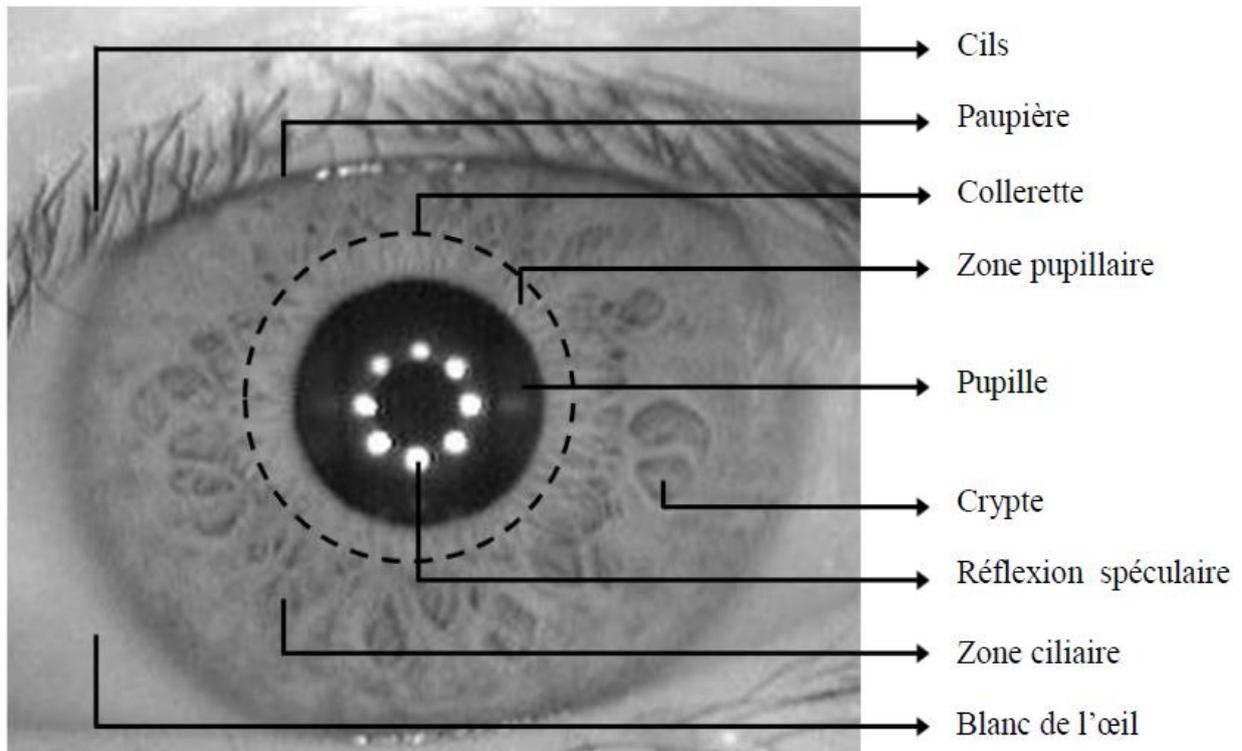


Figure 1.11 Les différents motifs de la texture de l'iris [Kri 07].

L'iris est rattaché par sa périphérie à la choroïde, au niveau d'un renflement, le corps ciliaire. L'épithélium de l'iris contient deux muscles : le dilatateur de l'iris (qui ouvre la pupille) et le sphincter irien (qui le rétrécit), leur rôle est de régler la quantité de lumière entrant dans la pupille vers la rétine. L'iris est constitué de deux régions qui diffèrent souvent de couleur, la zone centrale pupillaire et la zone extérieure ciliaire. La collerette est la frontière qui sépare ces deux régions et qui se présente comme un motif en zigzag [Kri 07] [Mas 03] [Bow 08].

L'iris commence à se former durant le troisième mois de gestation. La texture particulière de l'iris est établie au huitième mois de la gestation, bien que les pigmentations qui sont responsables de la couleur des yeux continuent à apparaître jusqu'à un an après la naissance [Kri 07].

La formation des motifs uniques de l'iris est un phénomène aléatoire et non liée à des facteurs génétiques. La seule caractéristique qui dépend de la génétique est la pigmentation de l'iris qui détermine sa couleur. En raison de la nature épi-génétique des motifs de l'iris, les deux yeux d'un individu contiennent des motifs d'iris complètement indépendants même pour les vrais jumeaux [Kri 07], [Jai 04], [San 00].

La texture de l'iris est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. Elle comporte des arcs de ligaments, des cryptes, des arêtes, des sillons et des collerettes. La localisation de ces composants, le croisement entre eux et la forme que peuvent avoir ces éléments font que la texture de l'iris est considérée comme l'une des plus riches de la biométrie [Kri 07].

Plusieurs particularités rares, mais normales peuvent être rencontrées qui peuvent affecter la texture de l'iris telles que : l'albinisme où l'iris est rouge en raison de l'absence de la mélanine, l'aniridie qui consiste purement et simplement en l'absence totale d'iris [Kri 07].

Tous ces avantages ont fait que l'iris est une modalité biométrique très importante pour l'identification et la reconnaissance de l'homme.

1.6.3. Etat de l'art

1.6.3.1. Unimodalité

En 1993, Daugman [Dau 93] a élaboré le premier algorithme de l'iris. Il consiste à segmenter l'image de l'iris à l'aide de l'opérateur intégro-différentiel puis à normaliser l'image de l'iris par une transformation pseudo-polaire. Ensuite, l'encodage de l'iris est appliqué par un filtre de Gabor 2D afin d'extraire un code binaire de 256 octets. L'opération de Matching consiste à calculer la similitude entre deux codes d'iris, en utilisant la distance de Hamming. Plus la distance de Hamming est faible, plus les deux codes se ressemblent. Une distance de 0 correspond à une parfaite correspondance entre les deux images de l'iris, alors que deux images de l'iris de personnes différentes auront une distance de Hamming proche de 0.50.

En 1997, Wildes [Wil 97] a été le premier à proposer une méthode alternative et complètement différente à celle de Daugman. La capture de l'iris a été effectuée par une camera à faible luminosité. L'iris est segmenté par la transformée de Hough circulaire et est normalisé pour avoir la taille d'un modèle référence. Le filtrage de l'iris est appliqué par les Laplaciens des filtres gaussiens sur quatre résolutions afin d'extraire le vecteur de caractéristiques. Une mesure de corrélation normalisée est utilisée pour la classification.

En 1998, W. Boles and B. Boashash [Bol 98] ont proposé une nouvelle approche pour la reconnaissance des individus à partir des images d'iris basées sur la transformée en ondelette. L'algorithme est insensible aux bruits d'illumination. Un filtre Median est utilisé pour le

prétraitement. L'avantage de cette technique est d'extraire un vecteur de caractéristiques à partir des signaux 1D d'iris plutôt qu'une image d'iris 2D élaborée dans [Dau 93] [Wil 96], en utilisant les passages à zéro de la transformée en ondelette à plusieurs niveaux de résolution. Un nombre limité de niveaux de résolution ont été exploités pour l'appariement.

Le tableau ci-dessous résume les travaux majeurs dans le domaine de la reconnaissance par l'iris, en citant pour chaque travail les méthodes utilisées dans les étapes de segmentation, extraction des caractéristiques, comparaison :

Tableau 1.1 Travaux de reconnaissance par l'iris.

	Segmentation	Extraction des caractéristiques	Comparaison
Daugman [Dau 93]	Opérateur intégro-différentiel	Filtre de Gabor 2D	distance de Hamming
R.P. Wildes [Wil 97]	Transformée de Hough	Laplaciens des filtres gaussiens	corrélation normalisée
Boles and B. Boashash [Bol 98]	Filtre median	Transformée en ondelette 1D	-
Y. Wang et al. [Wan 00]	-	Transformée en ondelette 2D (Daubechies)	distance Euclidienne pondérée et un classifieur plus avancé NFL (Nearest Feature Line)
S. Lim et al. [Lim 01]	-	Transformée en ondelette (Haar)	Un classifieur LVQ (Learning Vector Quantization)

Depuis, de nombreux systèmes de reconnaissance des personnes par l'iris ont été réalisés, mais l'élaboration d'un système aussi performant que celui de Daugman est un objectif assez difficile à atteindre. Par contre, des systèmes dont les performances sont proches à celui de Daugman sont détaillés dans [Mas 03] [Ma 04].

En 2003, Masek [Mas 03] a proposé un système de vérification des personnes par l'iris. L'iris est segmenté par la transformée de Hough, puis normalisé par une transformation pseudo-polaire de J. Daugman. Ensuite, l'encodage de l'iris est appliqué, en utilisant des filtres de Log-Gabor 1D afin de générer un code binaire de 1200 octets. L'opération de Matching consiste à calculer la disimilitude entre deux codes d'iris, en utilisant la distance de Hamming.

En 2004, Ma et al. [Ma 04] ont présenté un algorithme de reconnaissance des personnes par l'iris. La région d'iris est localisée par le filtre de Canny et la transformée de Hough. Puis, l'iris est rehaussé par l'égalisation d'histogramme et est normalisé. L'extraction des caractéristiques de l'iris est effectuée par la transformée en ondelette 1D, résultant des signaux 1D pour former le vecteur de caractéristiques. Une fonction de disimilarité (ou exclusif) est utilisée dans l'opération du Matching.

La segmentation est une étape importante dans le traitement de l'iris puisqu'une bonne segmentation conduit à une bonne reconnaissance des individus. Pour cela, certains chercheurs ont développé ce module, en proposant de nouvelles méthodes de segmentation.

Dans [Ayd 14], les auteurs ont proposé une approche de segmentation de l'iris de Masek modifiée, ainsi qu'une étude comparative au niveau de la performance des méthodes suivantes : segmentation radiale, approche de segmentation de Masek, approche de segmentation de Masek modifiée.

Les auteurs dans [Kum 15] ont proposé une méthode de détection de l'iris à partir des images d'iris acquises dans un environnement non conditionné. L'image de l'iris comprend des bruits tels que : les réflexions spéculaires, les paupières et les cils. Pour cela, une opération morphologique est appliquée afin d'éliminer les réflexions spéculaires. La pupille est détectée par l'opérateur intégro-différentiel de Daugman. Par contre, l'iris est détecté par l'opérateur intégro-différentiel de Daugman modifié. La méthode proposée est basée sur une technique de seuillage et une opération morphologique dont le but est d'optimiser le processus de détection de la pupille.

1.6.3.2. Multibiométrie

Dans notre travail, nous tenterons non seulement de combiner les avantages des méthodes citées précédemment, mais aussi d'améliorer la performance. Dans cette perspective, les

chercheurs ont utilisé plus d'une modalité biométrique, donnant naissance aux systèmes multibiométriques.

De nombreux systèmes multi-biométriques ont été élaborés dont la fusion est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores.

Dans [Mal 14], les auteurs ont présenté un système multimodal de reconnaissance des individus à partir des images de l'empreinte digitale et de l'oreille. L'extraction des caractéristiques de l'empreinte digitale est effectuée par le filtre de Gabor et celle de l'oreille est effectuée par *new enhanced edge intersection point detection method*. La fusion au niveau de caractéristiques est réalisée pour générer un seul vecteur de caractéristiques. L'opération du Matching est appliquée, en utilisant la distance Euclidienne.

Dans [Rat 15], les auteurs ont proposé un système multimodal de reconnaissance des personnes à partir des images du visage et d'iris. L'extraction des caractéristiques du visage est basée sur *Local Gabor pattern histogram sequences*. Tandis que pour l'iris, l'extraction des caractéristiques est basée sur la transformée en ondelette. La fusion au niveau de caractéristiques est effectuée à partir des *Bloom filters* afin d'assurer un niveau de protection très élevé au système multimodal.

Dans [Vin 16], les auteurs ont proposé un cadre de fusion biométrique multimodale pour l'authentification et l'identification des personnes. L'extraction des caractéristiques des empreintes digitales est effectuée par *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*. Alors que pour les empreintes palmaires, elle est effectuée par une combinaison du *Principal Component Analysis (PCA)* et *Linear Discriminant Analysis (LDA)*. Tandis que pour la géométrie de la main, elle est effectuée par *Harris corner detection algorithm*. La fusion des trois modalités est réalisée au niveau de caractéristiques. La classification est effectuée par *SVM (Support Vector Machine)*.

Dans [Ben 15], les auteurs ont présenté un système d'identification des individus, fusionnant l'iris et l'empreinte digitale au niveau de scores. La classification est effectuée par *Artificial Immune Recognition System*.

Dans [Ngu 15], les chercheurs ont développé un cadre de fusion biométrique multimodale au niveau de scores, basant sur le concept d'incertitude de la théorie de *Dempster-shafer*. Une combinaison pondérée de mesures de qualité et la performance de classifieurs (*Equal Error Rate (EER)*) est utilisées afin de coder le concept d'incertitude pour améliorer la fusion.

Dans [Fak 15], les auteurs ont présenté une nouvelle méthode de fusion au niveau de scores, appelée *Choquet integral* testée sur les visages et les empreintes digitales. La méthode proposée est nettement meilleure que la méthode de fusion basée sur le *sum rule*, utilisant la méthode de normalisation des scores min-max.

1.6.3.3. Reconnaissance par les deux iris

Les systèmes multi-biométriques cités préalablement, fusionnant des modalités biométriques au niveau de caractéristiques et au niveau de scores consistent à traiter deux ou plusieurs algorithmes différents, augmentant la complexité du système et le temps de traitement. Pour résoudre ce problème, les chercheurs proposent de traiter un seul algorithme, utilisant les deux iris de la même personne afin d'améliorer la performance en terme de taux de reconnaissance et de réduire le temps de traitement.

Les travaux récents les plus importants à notre connaissance qui traitent la reconnaissance biométrique des personnes par les deux iris sont :

Dans [Rat 16], les auteurs ont proposé un système de reconnaissance des personnes par les deux iris basé sur *improved fuzzy vault scheme*. La technique de fusion de caractéristiques combine la plupart des informations pertinentes provenant des deux codes d'iris, en utilisant *single fuzzy vault* et la récupération de clé est effectuée, en utilisant des stratégies de décodage rapide.

Dans [Sha 16], les auteurs ont proposé une nouvelle approche de reconnaissance utilisant les deux iris. L'iris est détecté par la transformée de Hough et est normalisé par la transformation pseudo-polaire. L'extraction des caractéristiques est effectuée par la transformée en ondelette discrète à deux niveaux. L'image approximée est divisée en 8×8 blocs au premier niveau et 4×4 blocs au deuxième niveau. Ensuite, la moyenne est calculée et combinée pour chaque bloc afin de générer le vecteur de caractéristiques. La classification est effectuée par les réseaux de neurones (*Multilayer Perceptron*) sur les vecteurs de caractéristiques contenant 184 et 96 coefficients.

Dans [Ift 14], l'auteur a proposé une nouvelle approche de reconnaissance utilisant les deux iris. L'iris est segmenté par le filtre de Canny et la transformée de Hough. Ensuite, l'iris segmenté est normalisé par la transformation pseudo-polaire rectangulaire de J. Daugman. L'extraction des caractéristiques de l'iris est effectuée par la convolution de l'image

normalisée de l'iris avec les filtres de Log-Gabor 1D. Puis, la phase de l'image filtrée de l'iris est quantifiée afin de générer un code binaire. La distance de Hamming est utilisée pour le Matching. L'opération du Matching consiste à comparer les vecteurs de caractéristiques des deux iris d'une personne avec ceux des autres, si les distances de Hamming sont inférieures au seuil alors, la personne est identifiée. La prise de décision est effectuée selon la règle *ET*.

Tout au long de cette thèse, nous nous efforcerons d'être critique et objectif, en rapportant les difficultés qui ont été rencontrées avec certaines méthodes ou encore, en proposant des solutions alternatives à certaines techniques. L'apport de cette thèse est l'élaboration d'un système de vérification des personnes dont la fusion des deux iris est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores par la théorie de *Dempster-Shafer*, ainsi qu'un système d'identification des personnes par les deux iris dont la classification est effectuée par les machines à vecteurs de support.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis l'accent sur :

Les limites des systèmes biométriques unimodaux dues à plusieurs phénomènes tels que : la variabilité du capteur, le bruit d'acquisition, les erreurs lors de la numérisation, ainsi que la variabilité temporelle qui se distingue par la variabilité intra-classe et la variabilité inter-classe, la non-unicité des biométries, les conditions environnementales non favorable à la capture, l'imitation et le piratage, les limitations d'usage ou culturelles de certaines modalités biométriques.

Pour pallier à ces limitations, les chercheurs ont trouvé une autre alternative celle d'utiliser plus d'une modalité biométrique. La multimodalité a connu un grand essor dans les applications de reconnaissance puisque les systèmes multimodaux sont plus efficaces que les systèmes unimodaux en terme de performance.

Les systèmes multimodaux dont la fusion des données est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores ont été détaillés. Le traitement de deux ou plusieurs algorithmes différents augmente la complexité du système et le temps de traitement. Pour pallier à ce problème, les chercheurs proposent de traiter un seul algorithme utilisant les deux iris de la même personne.

Les travaux récents, les plus importants à notre connaissance qui traitent la reconnaissance des personnes par les deux iris ont été examinés.

Par la suite, nous détaillerons les différentes étapes du système de vérification des personnes par les deux iris dont la fusion est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores par la théorie de *Dempster-Shafer*.

Chapitre 2

Système de vérification des personnes par DST (Dempster Shafer Theory)

Chapitre 2 Système de vérification des personnes par DST

Introduction

Dans ce chapitre, nous détaillerons les différentes étapes du système de vérification des personnes par l'iris comprenant : l'étape d'acquisition qui sera abordée de manière brève, en citant quelques types de capteurs de l'iris, ainsi que les conditions d'environnement de l'acquisition, tout en mentionnant les différents ensembles de la base de données CASIA-IrisV3 [Site 1] : CASIA-IrisV3-Interval, CASIA-IrisV3-Lamp, CASIA-IrisV3-Twins.

L'étape de segmentation sera détaillée en citant les différentes méthodes de détection de contour: la transformée de Hough et l'opérateur intégral-différentiel afin d'extraire le disque de l'iris et isoler les paupières et les cils. Dans notre travail, nous utiliserons la transformée de Hough et l'opérateur intégral-différentiel afin de choisir la méthode qui garantit la meilleure performance en terme de taux de réussite et de temps de traitement. Ensuite, l'iris sera normalisé par la transformation pseudo-polaire, appelée *Rubber Sheet Model* de J. Daugman pour pallier à la non concentricité des deux bordures (iris, pupille) et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation/contraction de la pupille. Puis, l'iris sera analysé par le filtre de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar afin d'extraire l'information pertinente de sa texture. Pour ce faire, nous opterons pour la méthode la plus efficace en termes de taux de réussite et de temps de traitement.

Dans le premier chapitre, nous avons vu que la fusion des deux iris apporte plus de performance (complexité du système, temps de traitement) par rapport aux autres systèmes multibiométriques. Pour cela, nous effectuerons la fusion des deux iris en deux niveaux de fusion avant et après le Matching à savoir : la fusion au niveau de caractéristiques et la fusion au niveau de scores par la théorie de *Dempster-Shafer*.

En dernier lieu, la prise de décision est établie en fixant un seuil, au delà duquel les deux iris comparés par la distance utilisée (distance de Hamming, distance Euclidienne) seront considérés comme appartenant à la même personne.

2.1. Système de vérification des personnes par l'iris

Au premier lieu, une segmentation de l'image acquise de l'œil est nécessaire puisque cette dernière ne comporte pas seulement l'iris. Donc, il faut segmenter et isoler cette partie du reste de l'image. Ce qui convient à isoler l'iris du blanc de l'œil, des paupières, cils et réflexions spéculaires, ainsi qu'à détecter la pupille à l'intérieur du disque de l'iris. Généralement, l'iris et la pupille sont approximés par des cercles et les paupières par des ellipses quant aux cils et réflexions spéculaires, ils sont détectés successivement par seuillage et opérations morphologiques.

L'iris est un disque percé à l'intérieur par un autre disque plus petit appelé : la pupille. Les deux cercles délimitant les frontières de l'iris avec le blanc de l'œil et avec la pupille ne sont pas parfaitement concentriques. De plus, lors de l'acquisition, avec les contractions et les dilatations de la pupille, ainsi que la variation des distances entre les personnes et l'objectif, la taille du disque de l'iris n'est pas toujours constante.

Pour pallier à ce problème, une normalisation est effectuée pour uniformiser les dimensions de l'iris. Cela consiste à transformer le disque irrégulier de l'iris, en une image rectangulaire de taille constante. Ensuite, l'extraction des caractéristiques est appliquée afin de relever les informations pertinentes présentes dans la texture de l'iris, suivant d'un encodage pour former des vecteurs ou des coefficients caractéristiques de la personne.

En dernier, une comparaison est effectuée pour calculer la similarité entre les vecteurs de caractéristiques ou codes binaires extraits de deux images différentes d'iris. Généralement, il s'agit de comparer chacun des bits de deux vecteurs de caractéristiques (codes binaires) d'iris et de compter le nombre de bits différents. Lorsque, les iris sont identiques, le nombre de bits différents par rapport au nombre total de bits est faible. La Figure 2.1 montre les différentes étapes d'un système de vérification par l'iris.

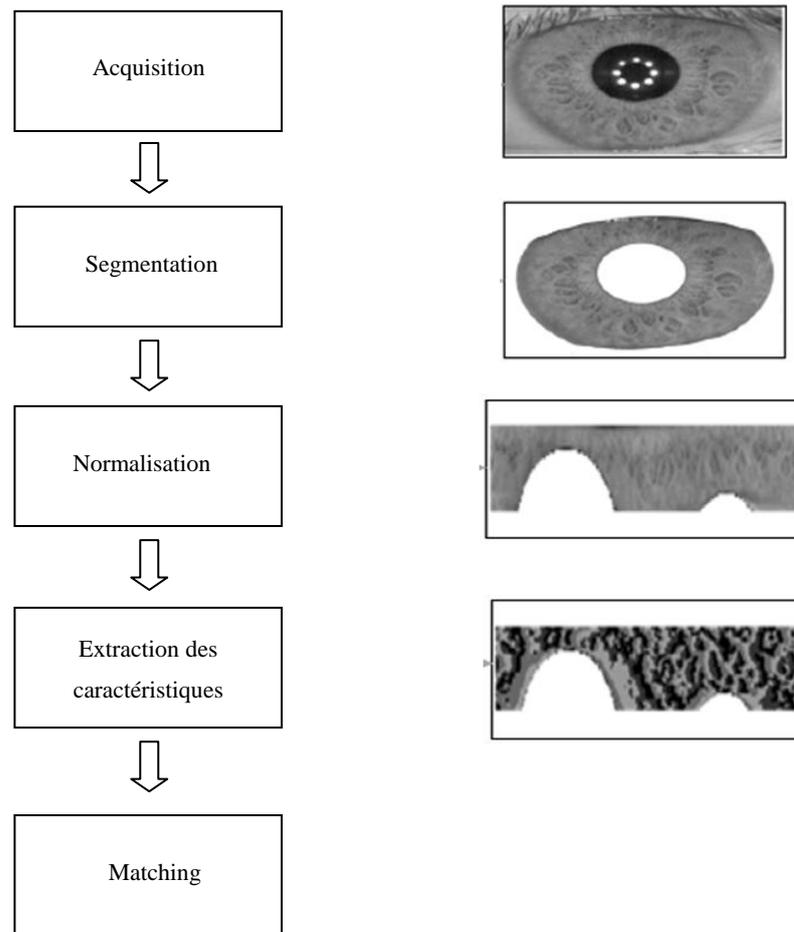


Figure 2.1 Différentes étapes d'un système de vérification par l'iris [Hil 13].

2.1.1. Acquisition

L'acquisition d'une image d'iris s'effectue avec une caméra monochrome, mais comme on peut le constater sur la Figure 2.2 (a), du fait de la réflexion spéculaire des sources lumineuses environnantes sur la cornée, la capture d'image d'un iris s'effectue généralement dans le domaine du proche infrarouge (non visible, donc non éblouissant pour l'utilisateur). De plus, dans ce domaine de longueur d'ondes (entre 650 nm et 900 nm), l'absorption par les pigments de mélanine est pratiquement inexistante. Pour cela, il convient d'utiliser une caméra sensible dans le proche infrarouge (*CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor) / CCD (Charge Coupled Device)*), ainsi qu'une illumination artificielle réalisée par une diode *AlGaAs (Aluminium Gallium Arsenic)* placée à proximité de l'objectif. Ces contraintes sur l'éclairage demandent souvent que le capteur soit relativement proche de l'œil, car le nombre de problèmes à résoudre augmente presque proportionnellement avec la distance œil-caméra. Enfin, pour améliorer " l'effet " infrarouge et réduire la lumière visible parasite sur l'image,

on introduit un filtre optique passe-haut entre la lentille et le capteur (résultat final sur la Figure 2.2 (b)) [Ham 09].

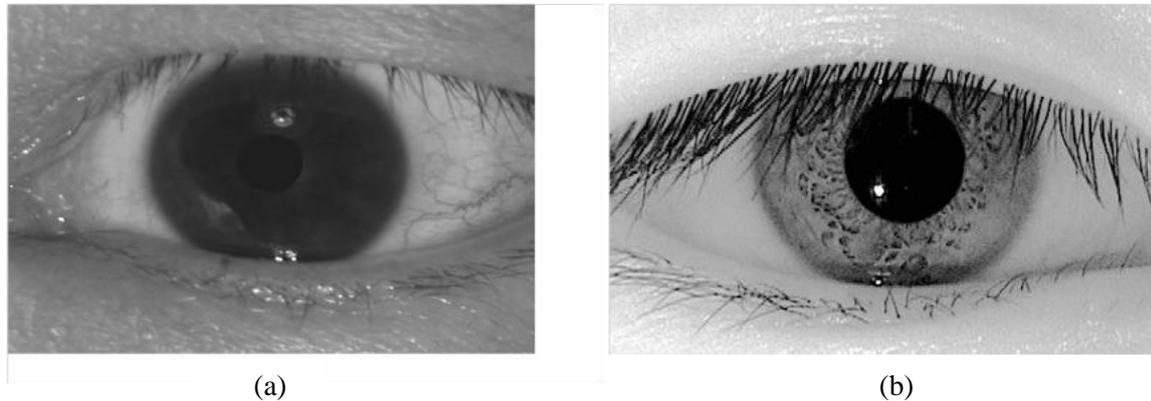


Figure 2.2 Image d'un iris capturé (a) dans le visible, (b) dans le proche infrarouge [Kri 07].

2.1.1.1. Bases de données

Aux premiers temps de la recherche sur la vérification des personnes par l'iris (avant 2000), ils n'existaient pas de bases de données publiques. La plupart des capteurs d'iris étaient développés à des fins commerciales, sans permettre aux utilisateurs d'enregistrer les images acquises par ces capteurs. Ce manque de données a été un grand obstacle au développement de méthode de reconnaissance à base d'iris [Kri 07]. Pour promouvoir la recherche scientifique, *National Laboratory of Pattern Recognition (NLPR), Institute of Automation (IA), Chinese Academy of Sciences (CAS)* avaient mis à la disposition des chercheurs une base de données publiques de l'iris à plusieurs versions. La base sur laquelle a été effectuée nos expérimentations est : la base de données CASIA-IrisV3 (Figure 2.3), car il s'agit de la plus grande base de données publiques d'images d'iris avec laquelle, il est relativement difficile de travailler puisque les images présentent beaucoup d'occlusions (recouvrements de l'iris par les paupières), ce qui permet de tester la performance de notre système [Mor 09].

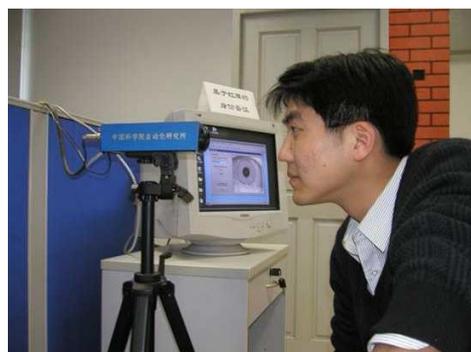


Figure 2.3 Caméra de capture de l'iris développée par CASIA [Mor 09].

La base de données CASIA-IrisV3 [Site 1] comprend 3 sous-ensembles, appelés : CASIA-IrisV3-Interval (voir Figure 2.4), CASIA-IrisV3-Lamp et CASIA-IrisV3-Twins. CASIA-IrisV3 contient un total de 22051 images d'iris provenant de plus de 700 personnes. Toutes les images d'iris sont en niveaux de gris, codées sur 8 bits au format JPEG et ont été prises sous un éclairage en proche infra-rouge. Quelques statistiques et caractéristiques de chaque sous-ensemble sont présentées dans le Tableau 2.1. Pratiquement, tous les sujets sont chinois exceptés une petite quantité dans CASIA-IrisV3-Interval. Étant donné que les 3 sous-ensembles de la base de données ont été collectés à différents moments, seuls CASIA-IrisV3-Interval et CASIA-IrisV3-Lamp possèdent un petit recouvrement concernant les sujets [Mor 09].



Figure 2.4 (a) Caméra de capture de l'iris par OKI, (b) Une image d'iris de CASIA-IrisV3-Interval [Mor 09].

Tableau 2.1 Statistiques de la base de données CASIA-IrisV3.

	CASIA-IrisV3-Interval	CASIA-IrisV3-Lamp	CASIA-IrisV3-Twins
Capteur	Propriétaire	OKI's IRISPASS-h	OKI's IRISPASS-h
Environnement	Intérieur	Intérieur avec lampe on/off	Extérieur
Session	La plupart des images ont été capturées sur deux sessions, avec au moins un mois d'écart.	Une	Une
N. de sujets	249	411	200
N. de classes	396	819	400
N. d'images	2655	16213	3183
Résolution	320 × 280	640 × 480	640 × 480
Caractéristiques	Très bonne qualité d'image avec des détails de texture de l'iris extrêmement clairs.	Présence de déformations non linéaires dues à des variations de l'éclairage dans le domaine visible.	Le premier ensemble de données publique d'images d'iris de jumeaux.
Total	22051 images d'iris, plus de 700 sujets et 1500 yeux.		

2.1.2. Segmentation

Dans [Ayd 14], les auteurs ont proposé une approche de segmentation de l'iris de Masek modifiée. Tandis que dans [Kum 15], les auteurs ont proposé comme méthode de segmentation de l'iris, l'opérateur intégrro-différentiel de Daugman modifié. Dans notre travail, nous proposerons une approche de segmentation de l'iris de Masek modifiée basée sur la transformée de Hough, qui s'avère plus performante que l'approche classique de Masek [Mas 03]. De plus, nous présenterons comme deuxième méthode de segmentation: l'opérateur-intégrrodiffférentiel de Daugman [Dau 93]. Une étude comparative des deux méthodes sera effectuée afin de choisir la méthode la plus performante en terme de taux de réussite et de temps de traitement.

La segmentation de l'iris est la première étape dans un processus de reconnaissance. Elle consiste à isoler la texture de l'iris du reste de l'image de l'œil acquise par un quelconque capteur. La région de l'iris comme illustrée dans la Figure 2.5 ci-dessous est entourée par des frontières extérieures (iris-blanc de l'œil) et des frontières intérieures (iris-pupille).

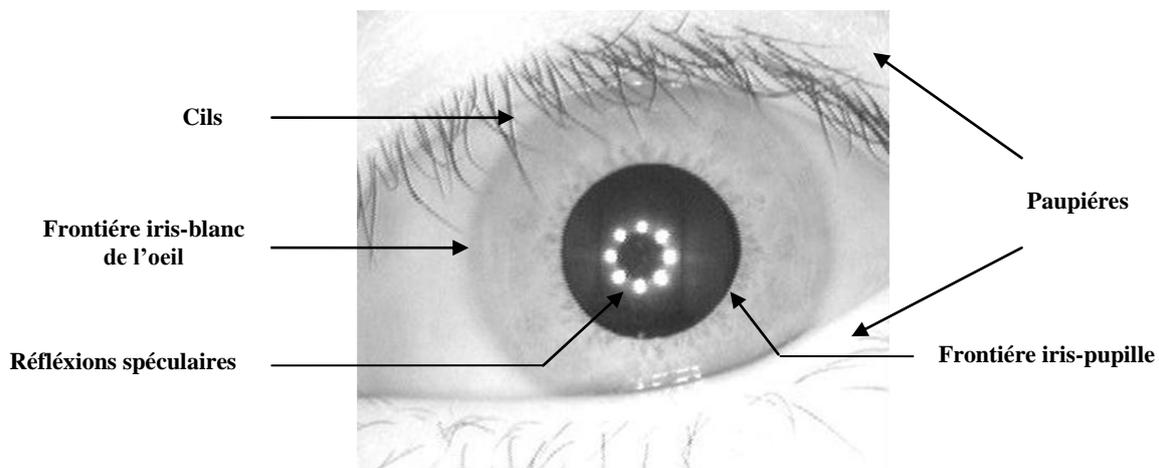


Figure 2.5 Une image d'iris avec les différentes parties à détecter [Site 1].

La pupille est un trou noir à l'intérieur du disque de l'iris, presque circulaire. En acquisition proche infrarouge, cette région peut être considérée comme la région à plus fort contraste. Généralement quelques reflets dus à l'utilisation des diodes *LED* (*Light Emitting Diode*) proche infrarouge sont localisés à l'intérieur de la pupille (voir Figure 2.5). Ces reflets dépendent du nombre de diodes *LED*, de leur puissance et de la position de l'œil par rapport à la caméra lors de l'acquisition. Elles peuvent être utilisées pour faciliter la détection de la pupille et aussi comme moyen d'assigner une mesure de flou à l'image.

La frontière extérieure de l'iris est la séparation entre le disque de l'iris et le blanc de l'œil. Une acquisition en proche infrarouge complique la tâche de segmentation, car le contraste blanc de l'œil-iris est très faible dans de telles conditions d'acquisition. En plus, cette frontière est en grande partie couverte par d'autres régions tels que les cils ou les paupières.

Les paupières sont généralement elliptiques avec un contraste souvent faible avec la texture de l'iris. Quand aux cils, il s'agit sans doute du bruit le plus difficilement détectable dans la texture de l'iris. En effet, les cils sont des objets noirs de formes irrégulières et diverses qui peuvent couvrir de grandes régions de la texture de l'iris, surtout dans le cas d'iris d'asiatiques [Kri 07].

Notre objectif est de localiser les frontières pupille-iris et iris-blanc de l'œil, ainsi que d'extraire de l'image de l'œil, les différents éléments qui sont considérés comme bruits tels que les paupières et les cils.

Par la suite, nous aborderons de façon détaillée les méthodes classiques pour la détection de l'iris et des différents types de bruits rencontrés, en insistant sur les techniques les plus répandues qui sont : la transformée de Hough, utilisée aussi dans le système de Masek [Mas 03] et l'opérateur intégro-différentiel proposé par Daugman [Dau 93].

2.1.2.1. Transformée de Hough

La transformée de Hough est une technique d'analyse et de reconnaissance de forme inventée et brevetée en 1962 par Paul Hough [Hou 62]. Cette méthode, utilisée dans le domaine de traitement d'images est bien connue pour sa capacité de détecter les formes géométriques simples dans une image telles que les lignes, les cercles, etc.... Elle peut être généralisée pour détecter des objets de forme plus complexe.

Wildes [Wil 97] suppose que les frontières de l'iris peuvent être approximées par des cercles non concentriques. Il a été le premier à implémenter la transformée de Hough pour détecter l'iris avec des contours circulaires.

Les étapes de la transformée de Hough sont les suivantes :

- Une image de contours est générée par une quelconque méthode de génération de contours, comme la méthode de Canny [Can 96].
- Un processus de vote est appliqué sur l'image de contours. Chaque point de contour vote pour les cercles dont il appartient et le cercle qui obtient le plus de vote est le cercle recherché. Parfois cette méthode est lourde surtout lorsque beaucoup de points de contours

sont détectés. Alors, si nous avons une connaissance à priori sur la localisation du cercle recherché, dans ce cas, nous comptabilisons pour chaque cercle dans la zone recherchée, les points de contours appartenant à ce cercle. Le cercle qui possède le plus de points de contours est le cercle recherché.

En considérant les images d'iris, Wildes constate que la frontière externe de l'iris peut être dans les plupart des images, couverte (partiellement) par les paupières (supérieures ou inférieures) ce qui n'est pas le cas de la frontière interne. Sachant que les paupières sont d'habitude horizontalement alignées, une image de contour calculée par un gradient horizontal permettrait la détection des paupières. Alors qu'une image de contour calculée par un gradient vertical permettrait la détection de la frontière externe de l'iris comme le montre la Figure 2.6.

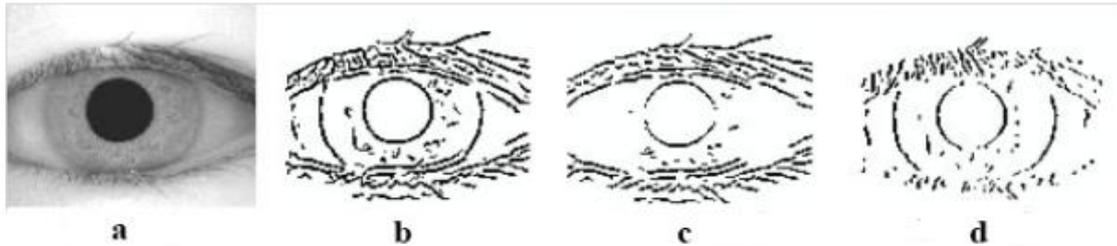


Figure 2.6 (a) Image de l'iris ; (b) image de contour créée par un gradient horizontal et vertical ; (c) image de contour créée par un gradient horizontal uniquement ; (d) image de contour créée par un gradient vertical uniquement [Kri 07].

Wildes applique la transformée de Hough sur une image de contour issue d'un gradient vertical afin de détecter la frontière externe et sur une image de contour issue d'un gradient vertical et horizontal pour la détection de la frontière interne. Alors que pour délimiter les paupières, Wildes approxime ces dernières par des arcs paraboliques, en utilisant une image de contour issue d'un gradient horizontal. La transformée de Hough sera appliquée pour détecter ces paupières, en utilisant l'équation des arcs paraboliques suivante :

$$-(x - h_j) \sin \theta_j + (y - k_j) \cos \theta_j)^2 = a_j((x - h_j) \cos \theta_j + (y - k_j) \sin \theta_j) \quad (2.1)$$

Où a_j la courbure de la parabole, (h_j, k_j) est le sommet de la parabole et θ_j est l'angle de rotation entre la parabole et l'axe horizontal.

- **Avantages**
- Elle n'a pas besoin de tous les points de contours pour détecter la forme recherchée.
- Elle est plus tolérante aux perturbations et aux interruptions des frontières d'iris.

- Inconvénients

- L'opération de binarisation de l'image de contours nécessite un bon choix du seuil pour ne pas négliger des points de contours qui font partie de la frontière d'iris.
- Elle est gourmande en temps de calcul à cause de son approche globale de l'image.

La transformée de Hough a été codée entre autre par Libor Masek et mise à disposition en Open source [Mas 03] dans le cadre du système Masek.

Le système Masek segmente les iris de la manière suivante :

- L'étiquetage des points de contours est effectué par l'algorithme de détection de Canny. Seuls les gradients verticaux sont utilisés pour détecter la frontière iris-blanc de l'œil, alors que les gradients verticaux et horizontaux sont utilisés pour détecter les points de frontières iris-pupille.
- La détection de la frontière extérieure de l'iris se fait avant celle de la frontière intérieure.
- La partie basse et haute de la paupière est délimitée par deux droites horizontales, en utilisant la transformée de Hough linéaire voir la Figure 2.7.
- Les cils sont simplement détectés par seuillage de l'image sur les niveaux de gris.

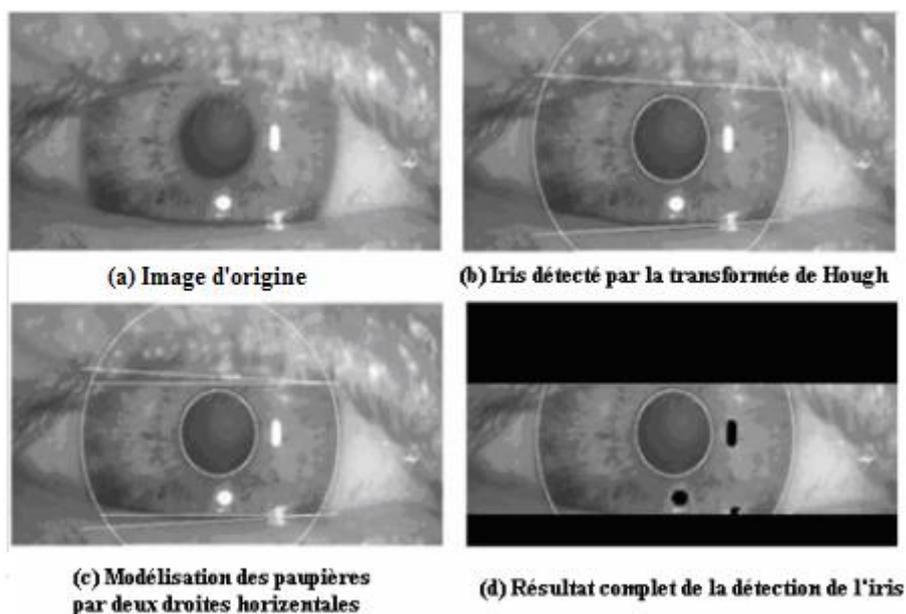


Figure 2.7 Processus de segmentation de l'iris par la méthode proposée par Masek [Mas 03].

Xiaomei Liu a apporté plusieurs modifications à cette méthodologie de segmentation pour améliorer le module de segmentation du système Masek [Liu 06].

- La segmentation de la pupille est effectuée avant celle de l'iris, car elle est la plus facile à détecter.
- Des modifications ont été apportées concernant le choix des points de contours, le calcul dans l'espace de Hough et la prise de décision quant aux cercles trouvés.
- Les cils et les paupières sont détectés de la même manière que dans la méthodologie initiale de Masek.

2.1.2.2. Opérateur intégral-différentiel

En 1993, Daugman a proposé une méthode de détection de l'iris, de la pupille et des paupières basée sur la mesure d'un opérateur intégral-différentiel [Dau 95] défini par l'expression suivante :

$$\max_{r, x_0, y_0} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (2.2)$$

Où $I(x, y)$ est l'image de l'œil, r le rayon du cercle recherché et (x_0, y_0) son centre, $G_\sigma(r)$ est une fonction de lissage du type gaussienne contrôlée par σ . Cette dernière applique un lissage passe bas sur l'intensité de l'image de l'œil pour atténuer le bruit de haute fréquence. L'opérateur effectue donc la différence entre la moyenne des gradients calculés sur deux cercles de rayons r et $r+1$. Le cercle qui maximise cette différence est le cercle recherché. Ainsi, l'opérateur est appliqué de manière itérative avec un degré de lissage de moins en moins fort afin d'atteindre une détection précise tout en limitant le temps de calcul. Les paupières sont détectées de la même manière, en utilisant des rayons très grands approximant ainsi des arcs de cercles.

- Avantages

- Il utilise une image de gradient afin de rechercher un contour géométrique bien défini sans seuillage.

- Inconvénients

- Il est plus sensible aux bruits puisque ces derniers engendrent des gradients très forts qui peuvent fausser la moyenne du gradient sur un cercle et attirer le contour vers leurs positions (bruits).

La Figure 2.8 montre une image segmentée par la méthode intégró-différentielle.

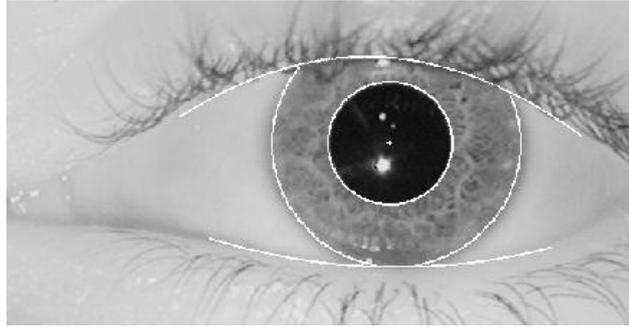


Figure 2.8 Segmentation de l'iris par la méthode intégró-différentielle. Image extraite du site personnel de Daugman.

2.1.3. Normalisation

Dans [Dau 93], Daugman a été le premier à établir une méthode de normalisation de l'iris par une transformation pseudo-polaire, appelée *Rubber Sheet Model*. Masek [Mas 03] a repris la même méthode. Dans notre travail, nous utiliserons la méthode de normalisation de l'iris de J. Daugman.

L'iris segmenté peut avoir certaines irrégularités qui se manifestent par : la dilatation et la contraction de la pupille, au fait que les deux cercles ne sont pas concentriques et au fait des changements non linéaires de la texture de l'iris. Ces caractéristiques ont poussé Daugman à développer une méthode de normalisation pseudo-polaire du disque de l'iris, appelée *Rubber Sheet Model* dont une signification imagée pourrait être vue comme une tentative d'étendre le disque de l'iris comme du caoutchouc. Cette méthode est pseudo-polaire, car les deux cercles de l'iris et de la pupille ne sont pas concentriques. Le procédé peut être expliqué de la manière suivante :

A chaque pixel de l'iris dans le domaine cartésien, lui est assigné un correspondant dans le domaine pseudo-polaire, suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres. Plus précisément la transformation se fait suivant l'équation (2.3) :

$$\begin{aligned}x(r, \theta) &= (1 - r).x_p(\theta) + r.x_i(\theta) \\y(r, \theta) &= (1 - r).y_p(\theta) + r.y_i(\theta)\end{aligned}\tag{2.3}$$

Où $x_p(\theta)$ représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment qui passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle θ avec une direction choisie. De même $y_p(\theta)$ représente l'ordonnée de ce même point, alors que $x_i(\theta)$, $y_i(\theta)$

représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe, mais sur le contour de l'iris sachant que θ varie entre 0 et 2π ; r est le rayon du disque de l'iris, il varie entre 0 et 1 (voir Figure 2.9).

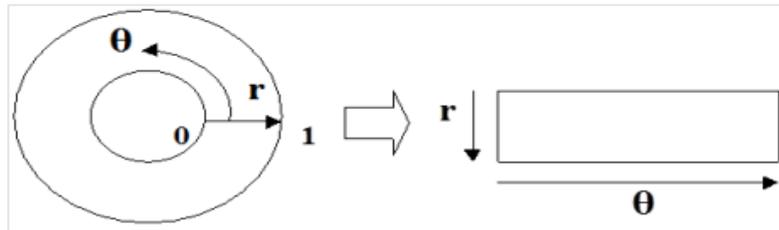


Figure 2.9 Modèle de normalisation pseudo-polaire de Daugman [Dau 93].

L'image en bas de la Figure 2.10 montre une image normalisée obtenue par ce processus. Comme cela montré l'image normalisée est rectangulaire. Sa largeur représente la variation sur l'axe angulaire, alors que sa hauteur représente les variations sur l'axe radial.

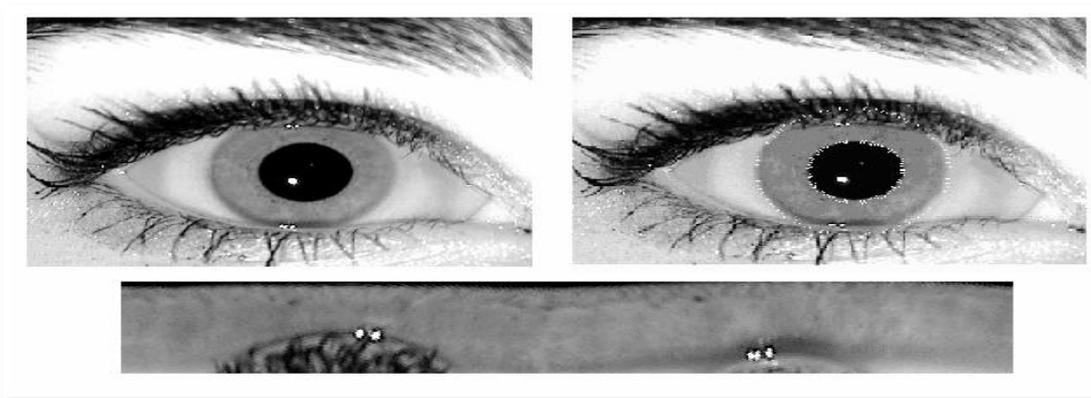


Figure 2.10 Une image de l'œil (figure haut gauche), une image d'iris segmenté (haut droite) et une image d'iris normalisé (bas) [Kri 07].

2.1.4. Extraction des caractéristiques

Dans [Dau 93], Daugman a été le premier à présenter une méthode d'extraction des caractéristiques basée sur le filtre de Gabor 2D. Alors que dans [Bol 98] [Ma 04], les auteurs ont présenté une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques basée sur la transformée en ondelette afin d'extraire un vecteur de caractéristiques à partir des signaux 1D d'iris, plutôt qu'une image d'iris 2D élaborée dans [Dau 93] [Wil 96], en utilisant les passages à zéro de la transformée en ondelette à plusieurs niveaux de résolution. Dans [Mas 03], Masek a proposé une méthode alternative d'extraction des caractéristiques basée sur le filtre de Log-Gabor 1D, au lieu du filtre de Gabor 2D utilisé dans [Dau 93]. L'avantage de cette méthode sera détaillé par la suite. Dans notre travail, nous présenterons deux méthodes d'extraction des caractéristiques à savoir le filtre de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar. Une étude

comparative des deux méthodes sera effectuée pour désigner la méthode la plus performante en terme de taux de réussite et de temps de traitement.

2.1.4.1. Utilisation des filtres de Gabor

Afin d'assurer une bonne reconnaissance des individus, nous devons extraire l'information pertinente présente dans la texture de l'iris, seules les caractéristiques significatives de l'iris doivent être codées, le but étant de faire une comparaison entre les différents vecteurs de caractéristiques. La plupart des systèmes de reconnaissance par l'iris se base sur une décomposition pass-bande de l'image de l'iris pour générer le vecteur de caractéristiques.

L'extraction des caractéristiques repose sur l'utilisation des filtres de Gabor 2D que Daugman a adopté au traitement d'images. Les filtres de Gabor sont connus comme le moyen d'analyse espace-fréquence qui minimise l'incertitude de Heisenberg. Ces filtres montrent que plus on est précis dans l'analyse de l'information dans l'espace du pixel et moins on le sera dans l'espace fréquentiel et vice versa [Gab 46]. Cette spécificité a fait des filtres de Gabor un moyen puissant d'analyse de texture et de classification.

L'extraction des caractéristiques par filtres de Gabor nécessite d'importantes ressources pour leur calcul et le résultat obtenu est fortement dépendant de la bonne estimation de la fréquence. Une alternative consiste à utiliser un filtre de Log-Gabor dont la réponse fréquentielle est définie par l'équation suivante :

$$G(f) = \exp\left(-\frac{(\log(f/f_0))^2}{2 \times (\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (2.4)$$

Contrairement aux filtres de Gabor simples, les filtres de Log-Gabor ont toujours une composante continue nulle et permettent donc de gérer une bande passante fréquentielle supérieure à 1 octave (voir la Figure 2.11). Ainsi, ils peuvent être calculés à l'extérieur du système, ce qui diminue sensiblement les temps de calcul par rapport à la méthode précédente.

Ces filtres sont entièrement définis par deux paramètres :

- σ définit la bande passante en octaves $B = 2\sqrt{2/\ln(2)} \times |\ln(\sigma/f_0)|$.
- La fréquence centrale $f_0 = 2^{-B/2} \cdot f_{max}$.

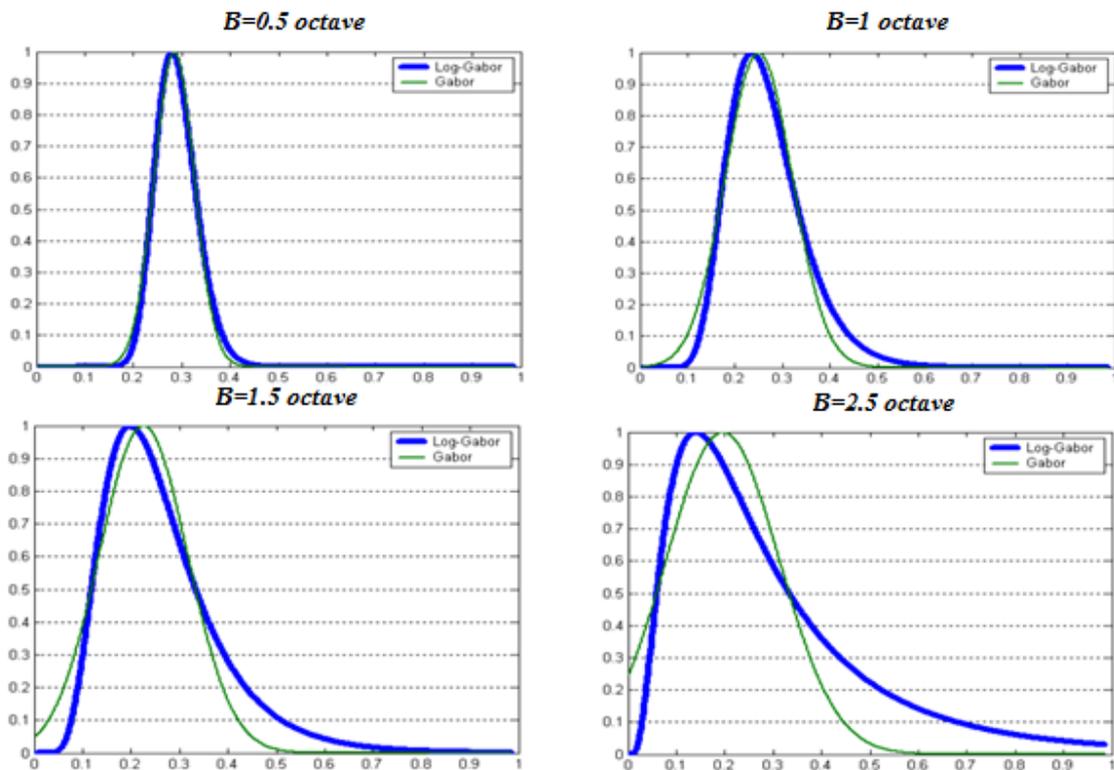


Figure 2.11 Comparaison de la composante radiale fréquentielle d'un filtre de Gabor et d'un filtre de Log-Gabor en fonction de la bande passante.

L'étape d'extraction des caractéristiques consiste à convoluer le motif de l'iris normalisé avec un filtre de Log-Gabor 1D. Le motif normalisé 2D est décomposé en plusieurs signaux 1D, ces derniers sont convolués avec un filtre de Log-Gabor 1D. Les lignes de la matrice du motif normalisé 2D sont exploitées sous forme d'un signal 1D où chaque ligne correspond à un cercle de la région de l'iris (l'iris est découpée en plusieurs cercles). La direction angulaire est exploitée, au lieu de la radiale (cette dernière correspond aux colonnes de la matrice normalisée), puisque une indépendance maximale des caractéristiques de la texture de l'iris est représentée par la direction angulaire.

Il est établi que la phase des analyses multi-résolution est plus informative que les amplitudes qui peuvent souffrir des problèmes d'illumination [Opp 81]. Nous avons d'ailleurs fait ce choix, en considérant uniquement la phase de l'image filtrée. En effet, l'image filtrée est quantifiée selon la phase en quatre niveaux où chaque niveau sera codé sur 2 bits, suivant le principe du codage quatre quadrants de J. Daugman [Dau 04], illustré dans la Figure 2.12. Selon que, la phase appartienne à l'un des quatre quadrants uniformément découpé du cercle trigonométrique, elle sera codée différemment. Ce codage est un code-gray, c.-à-d. lorsqu'on passe d'un quadrant à un quadrant voisin, un seul bit est modifié. Ceci minimisera le nombre

de bits de dissimilitude, si par exemple : on compare deux motifs d'iris de même classe, mais légèrement désalignés et par conséquent, la reconnaissance sera plus précise.

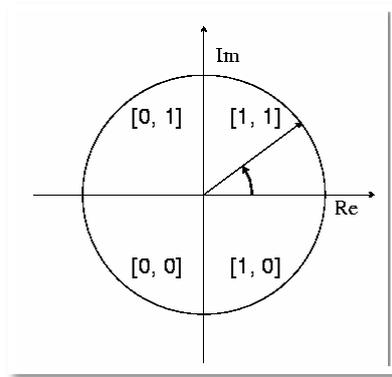


Figure 2.12 Le principe de codage de phase sur quatre quadrants et en deux bits [Dau 04].

Cette opération est répétée plusieurs fois, autour de plusieurs points d'analyse, jusqu'à ce que l'on obtienne un code binaire.

La Figure 2.13 représente plusieurs codes obtenus par la méthode proposée par J. Daugman [Dau 04].



Figure 2.13 Différents exemples d'iris code générés par la méthode de Daugman [Dau 04].

En plus des codes, des masques sont calculés qui indiquent pour chaque bit du code, s'il faut le prendre en considération ou non. Les bits ignorés proviennent généralement des points d'analyse couverts par les paupières, les cils, un faible rapport qualité bruit, des réflexions lumineuses ...

2.1.4.2. Les ondelettes

- Introduction

L'analyse par ondelettes a été introduite au début des années 1960, dans un contexte d'analyse du signal et d'exploration pétrolière. Il s'agissait à l'époque de donner une représentation des signaux, permettant de faire apparaître simultanément des informations temporelles (localisation dans le temps, durée) et fréquentielles, facilitant par là l'identification des caractéristiques physiques de la source du signal. Les ondelettes n'ont depuis, cessé de se développer et de trouver de nouveaux champs d'application [Del 08].

- Ondelettes continues et ondelette discrètes

Les ondelettes continues sont fortement influencées par l'analyse mathématique classique (Morlet, Meyer) ; les ondelettes discrètes relèvent davantage de la théorie de l'approximation et des schémas de subdivision (Haar, Daubechies, Maar). Dans notre travail, nous utiliserons l'ondelette de Haar vu son adaptabilité aux données et à sa facilité d'implémentation.

- Définition

Par défaut, lorsqu'on emploie le terme ondelette, il faut entendre ondelette mère Ψ , car elle va servir de prototype de base pour générer toute une famille d'ondelettes $\Psi_{a,b}$ (les ondelettes filles), aussi appelées atomes de base. Ce sont des copies dilatées, comprimées et translatées dans le temps de l'ondelette mère, d'où la formule suivante d'un atome de base :

$$\Psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in \mathbb{R}^{**}, b \in \mathbb{R} \quad (2.5)$$

$a > 0$ est le paramètre d'échelle, c'est lui qui va agir sur la compression ou la dilatation de l'atome de base. Lorsque $0 < a < 1$, l'atome de base est comprimé et lorsque $a > 1$, l'atome de base est dilaté. Le paramètre b est le paramètre de position, il permet de faire translater notre atome de base à gauche ($b < 0$) ou à droite ($b > 0$), le long du signal à analyser.

$\frac{1}{\sqrt{a}}$ est le facteur qui permet de conserver la même énergie de l'atome de base à chaque échelle a . En fait, il convient de préciser que l'inverse d'une échelle est une fréquence (au niveau des ordres de grandeur).

Ainsi, plus l'ondelette fille est dilatée (a devient donc de plus en plus grand), plus son amplitude et sa fréquence diminuent (voir Figure 2.14 (b)).

À l'inverse, plus l'ondelette fille est comprimée (a devient donc de plus en plus petit), plus son amplitude et sa fréquence augmentent (voir Figure 2.14 (c)) [Li 99] [Dra 11].

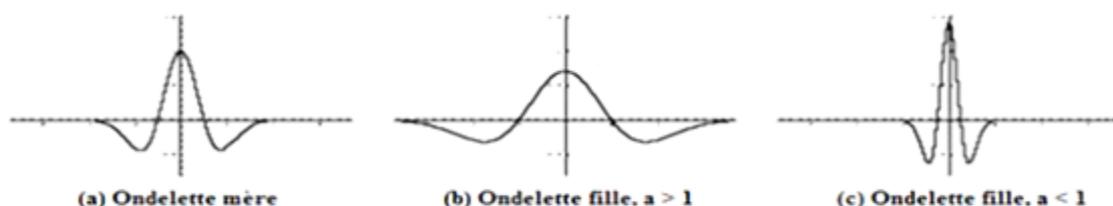


Figure 2.14 Ondelette Chapeau Mexicain pour plusieurs facteurs d'échelle.

- Principe

Dans de nombreuses disciplines et applications du traitement de signal, on recherche une localisation dans les deux représentations du signal. La transformée en ondelettes est comme celle de Fourier, elle passe d'une représentation à une autre ; mais comme la transformée à fenêtres, elle permet aussi de mesurer les variations dans le temps des composantes fréquentielles d'un signal. Néanmoins, la résolution temps-fréquences de la transformée en ondelettes est différente. En effet, dans la transformée de Fourier fenêtrée, la largeur en temps et en fréquences des atomes avec lesquels on analyse le signal est fixe et dépend de l'atome utilisé. L'idée de l'ondelette est de pouvoir faire varier les largeurs en temps et en fréquences d'une fonction, tout en la translatant le long du signal comme dans la transformée de Fourier fenêtrée. Pour rappel, le but de l'analyse à fenêtres est de pouvoir analyser localement les propriétés spectrales d'un signal. La transformée en ondelette d'une fonction f en un point (t, u) du plan temps-fréquences ne dépend, donc que des valeurs de $f(t)$ et $f(u)$ dans le rectangle de Heisenberg centré en (t, u) . L'avantage de faire varier ces largeurs devient alors évident : on minimise le nombre de translation en temps et en fréquences de la fenêtre, en optimisant la largeur de celle-ci. Ainsi, dans les basses fréquences, une grande largeur en fréquences n'est pas nécessaire, on peut donc utiliser des rectangles plus larges en temps. Aux hautes fréquences, on va utiliser des rectangles plus larges en fréquences et plus localiser en temps. On peut voir cela comme une adaptation de l'ondelette à l'échelle qu'on lui impose : plus la fenêtre est petite dans le temps, plus l'ondelette va être compressée et osciller rapidement. Le contraire se produira lorsque la fenêtre est dilatée. Ainsi, les petites et grandes fenêtres enregistreront respectivement les variations rapides et moyennes du signal [Dra 11].

- Avantage

Le fait que la transformée utilise des fonctions bien localisées dans le plan temps-fréquence lui donne beaucoup d'avantages :

- La résolution en fréquence de la transformée dépend du facteur de dilatation par le principe d'Heisenberg, on peut donc choisir arbitrairement celle-ci, suivant ce que l'on désire analyser.
- Pour des signaux physiques présentant des variations très rapides, des sauts, des discontinuités ; l'analyse en ondelettes est adaptée, car l'ondelette va détecter ces variations et analyser celles-ci. Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaire à l'analyse de Fourier. En effet, avec l'analyse de Fourier, les

discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables, car les coefficients des fréquences correspondantes sont égales dans toute la transformée.

- La localisation en temps est précieuse pour nombre d'applications.
- La transformée en ondelette peut représenter complètement et efficacement un signal quelconque en peu de coefficients [Dra 11].

- **Intérêt en traitement d'image**

L'emploi de l'analyse multi-résolutions dans le traitement d'image fournit un certain nombre d'avantages selon l'application envisagée.

- **Compression**

Le taux de compression de l'image pourra facilement être adapté à la qualité désirée. En effet, en éliminant les détails contenus dans certains niveaux de résolution, jugés peu importants, on pourra fortement augmenter le taux de compression, en conservant uniquement l'information nécessaire. Si l'on désire conserver une bonne qualité d'image, il suffira alors de conserver tous les détails [Ham 09].

- **Détection de texture**

La détection de contours est une tâche ardue, lorsque les images traitées présentent des variations brusques dans des zones inintéressantes : en pratique, on voudrait pouvoir ignorer certains contours et ne conserver que les plus représentatifs.

Ce type d'analyse est permis par la multi-résolution. En analysant l'image à une résolution grossière, après avoir éliminé les détails, les informations sur le feuillage auront disparu. Cependant, l'analyse à une résolution plus précise, nous donnera tous les contours présents dans l'image [Ham 09].

- **Détection / reconnaissance de texture**

L'analyse multi-résolution apporte un avantage considérable dans le domaine de la reconnaissance de texture, puisque l'échelle est prise en compte en plus des paramètres habituels de détection comme les motifs.

Bien évidemment, la transformée en ondelettes est utilisée dans la reconnaissance par l'iris, la détection de mouvements, et d'une manière générale la plupart des applications reposant sur l'analyse d'images [Ham 09].

- Application d'une transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette discrète peut être implémentée par un banc de filtres, comportant un filtre passe bas et un filtre passe haut. Ceci à été montré par S. Mallat (voir Figure 2.15). A la première étape, il en résulte une imagerie d'approximation et trois imageries de détail [Hif 11].

- **Imagerie d'approximation** est obtenue après filtrage par deux filtres passe-bas (LL_1).
- **Imagerie de détails horizontaux** est obtenue après filtrage par un filtre passe-bas et un filtre passe-haut (LH_1).
- **Imagerie de détail verticaux** est obtenue après filtrage par un filtre passe-haut puis un filtre passe-bas (HL_1).
- **Imagerie de détail diagonaux** est obtenue après filtrage de deux filtres passe-haut (HH_1).

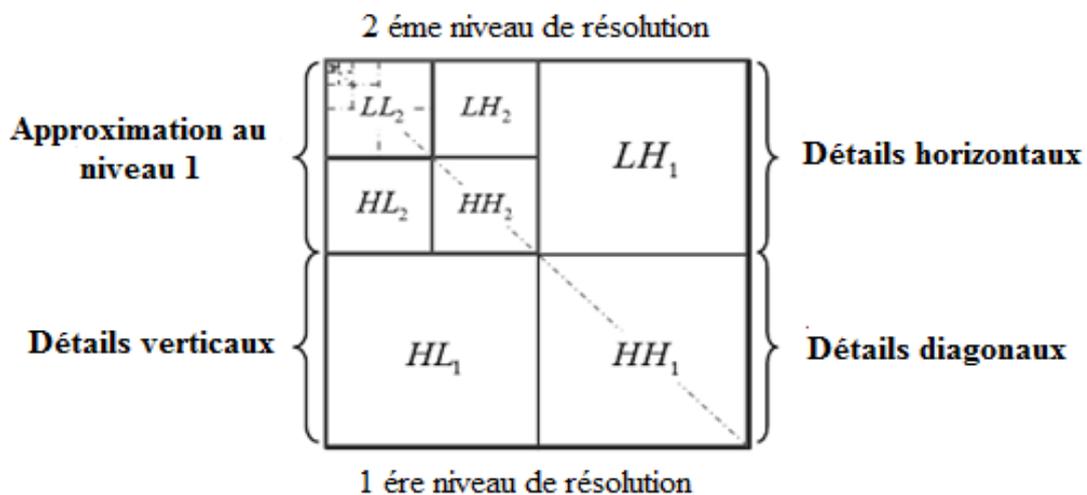


Figure 2.15 Transformée en ondelette discrète.

- Décomposition en paquets d'ondelettes

L'utilisation de la décomposition en paquets d'ondelettes est très efficace pour faire une analyse fine du signal, la Figure 2.16 représente l'arbre de décomposition d'une image 2D ; les coefficients des paquets sont obtenus par filtrages successifs de l'image par un banc de quatre filtres (LL_1, LH_1, HL_1, HH_1).

Ce principe est souvent représenté par une pyramide avec différents étages. Le sommet de cette pyramide représente la résolution la plus grossière de l'image d'origine (pixel moyen de l'image entière). On associe à chaque étage inférieur une résolution supérieure. Si l'étage inférieur correspond à la résolution $j+1$, alors la résolution de l'étage supérieur est j . On parle alors d'analyse multi-résolution.

Pour passer au niveau de résolution suivant, il faut répéter l'opération de filtrage pour chaque coefficient obtenu à la résolution précédente :

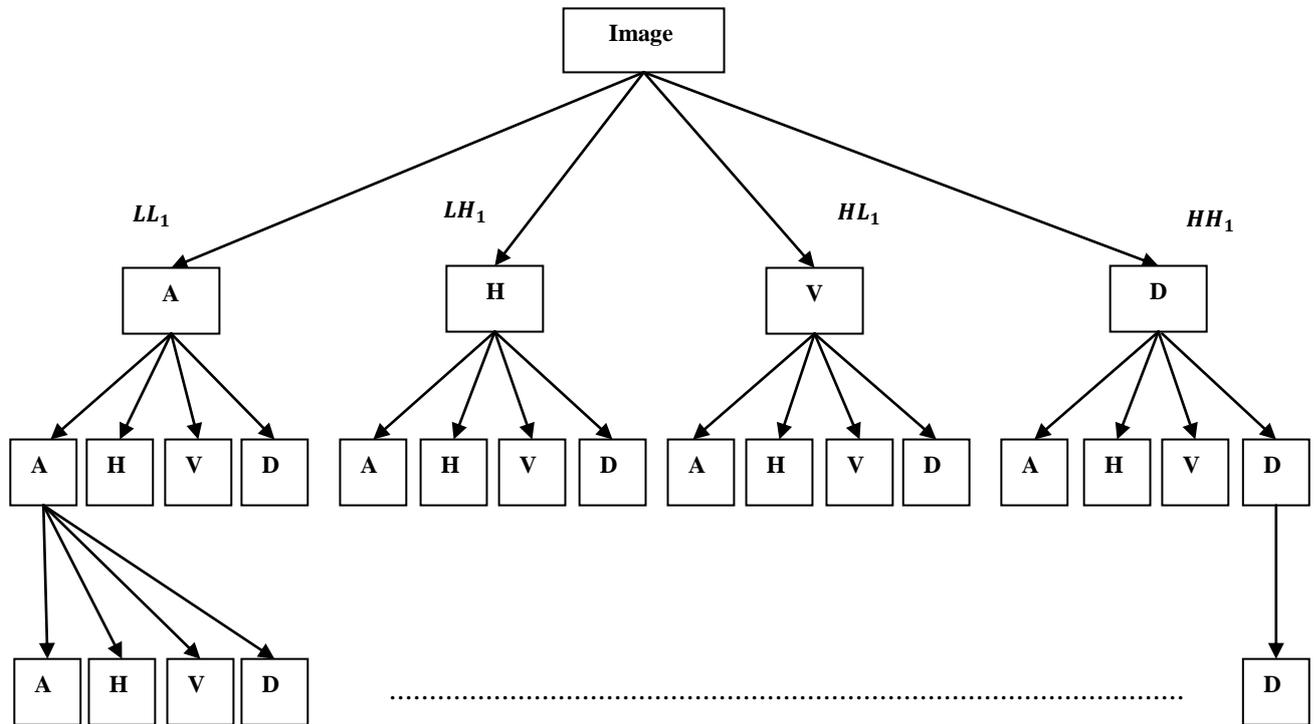


Figure 2.16 Arbre de décomposition en paquets d'ondelette à 3 niveaux [Dra 11].

- **Analyse multi-résolution à 2 dimensions**

La transformée en ondelettes discrète d'un signal à deux dimension x et y peut être calculée de manière simple par la méthode de séparabilité du noyau. Cette méthode consiste tout simplement, à chaque itération de transformer l'image successivement selon chaque dimension x et y . Comme pour le cas monodimensionnel, la taille de l'image à traiter est divisée par 4 à chaque itération.

Concrètement, l'algorithme à suivre pour calculer la transformée en ondelettes discrètes d'une image de taille $N \times N$ est le suivant [Dra 11] :

1. Effectuer une itération (et une seule) selon la dimension x .
2. Effectuer une itération (et une seule) selon la dimension y .
3. Prendre le quart supérieur gauche de l'image obtenue.
4. Réitérer les étapes 1 et 2 sur cette image réduite d'un facteur 4.
5. Répéter les étapes 1 et 4 jusqu'à obtenir un seul pixel.

La Figure 2.17 montre la décomposition en ondelette 2D à deux niveaux de résolution d'une image d'iris de la base de données Casia.

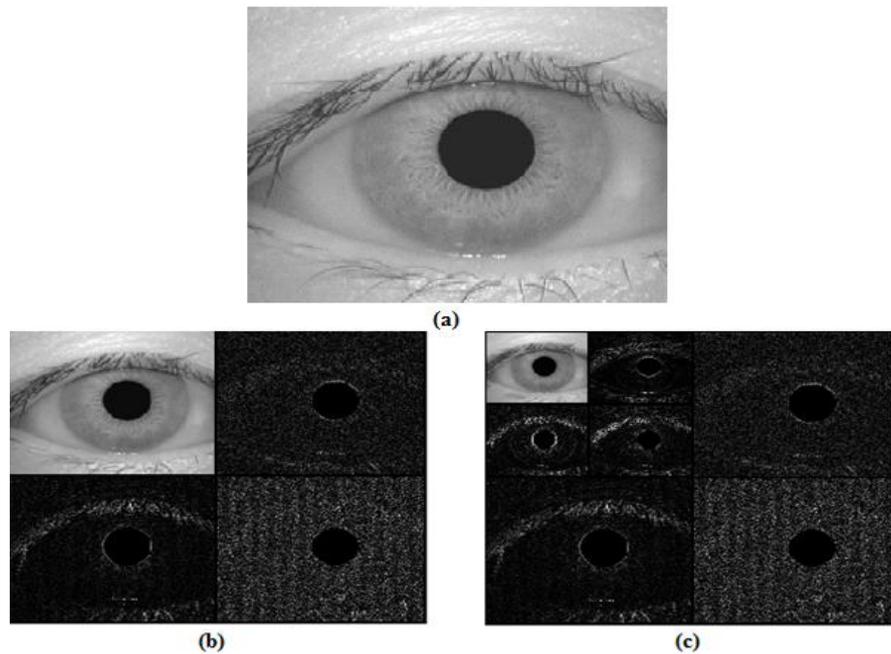


Figure 2.17 (a) Image d'un œil de la base CASIA, (b) décomposée à 1 niveau de résolution (c) décomposée à 2 niveaux de résolution [Mel 13].

- Ondelette de Haar

L'ondelette de Haar, est simple à comprendre et à mettre en œuvre. C'est une fonction dilatée et/ou translatée de la fonction mère Ψ qui vaut :

$$\Psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t < 0,5 \\ -1 & \text{pour } 0,5 \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.6)$$

La Figure 2.18 illustre l'allure du filtre de Haar.

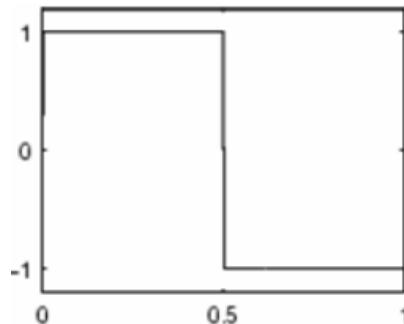


Figure 2.18 L'allure du filtre de Haar.

Au cours de notre recherche, nous avons constaté les avantages que représentent l'utilisation des deux iris par rapport aux autres systèmes multibiométriques, en terme de performance (compléxité du système, temps de traitement). Pour cela, nous effectuons la fusion des deux iris en deux niveaux de fusion à savoir : la fusion au niveau de caractéristiques et la fusion au niveau de scores par la théorie de *Dempster-Shafer*.

2.1.5. Fusion

La fusion peut se faire en utilisant l'information disponible dans les principales modules d'un système multimodal tels que : l'acquisition, l'extraction des caractéristiques, la Matching et la décision. Nous détaillerons deux types de fusion avant et après le Matching à savoir : la fusion au niveau de caractéristiques, la fusion au niveau de scores.

2.1.5.1. Fusion au niveau de caractéristiques

La fusion au niveau de caractéristiques (*Feature Level*) consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques qui sont obtenus à partir d'une des sources suivantes : plusieurs capteurs du même trait biométrique, unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques. La fusion au niveau de caractéristiques devrait fournir de meilleurs résultats de reconnaissance que les autres niveaux d'intégration.

Dans [Rat 15], les auteurs ont proposé une méthode de fusion du visage et de l'iris au niveau de caractéristiques, effectuée à partir des *Bloom filters*. Alors que dans [Rat 16], les auteurs ont proposé un système de reconnaissance des personnes par les deux iris basé sur *improved fuzzy vault scheme*. La technique de fusion au niveau de caractéristiques combine la plupart des informations pertinentes provenant des deux codes d'iris, en utilisant *single fuzzy vault*.

Dans notre travail, nous utiliserons la concaténation de deux vecteurs de caractéristiques de l'iris gauche et de l'iris droit afin d'obtenir un seul vecteur de caractéristiques plus riche en information comme le montre la Figure 2.19 :

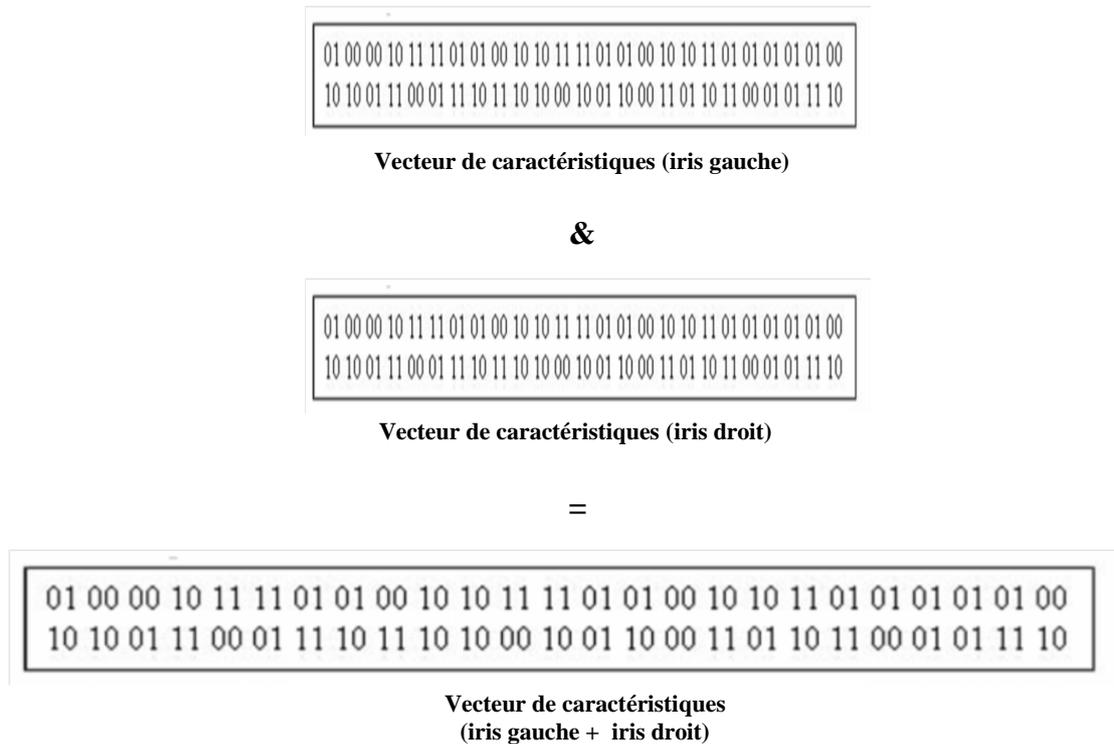


Figure 2.19 Fusion au niveau de caractéristiques des deux iris gauche et droit.

2.1.5.2. Matching

Dans notre travail, nous utiliserons la distance de Hamming pour comparer deux vecteurs de caractéristiques obtenus par le filtre de Log-Gabor 1D. La distance de Hamming consiste à calculer le degré de dissimilitude entre deux codes binaires. Alors que, pour comparer deux vecteurs de caractéristiques obtenus par l'ondelette de Haar, nous utiliserons la distance Euclidienne. La distance Euclidienne consiste à calculer le degré de similitude entre deux vecteurs de caractéristiques de valeurs entières.

- Distance de Hamming

Le calcul de score s'effectue au moyen du calcul de la distance de Hamming qui est donnée par la formule suivante :

$$HD = \frac{\|(codeA \otimes codeB) \cap maskA \cap maskB\|}{\|maskA \cap maskB\|} \quad (2.7)$$

Où *codeA* et *codeB* sont deux codes calculés à partir de deux images d'iris par le procédé précédemment décrit et *maskA* et *maskB* représentent leurs masques associés. Littéralement, la distance de Hamming calcule le nombre de bits différents et valides pour les deux iris entre le *codeA* et le *codeB*. Plus la distance de Hamming est faible, plus les deux codes se

ressemblent. Une distance 0 correspond à une parfaite correspondance entre les deux images, alors que deux images de personnes différentes auront une distance de Hamming proche de 0.5.

L'introduction des $maskA$ et $maskB$ dans la mesure de la distance de Hamming, fait que celle-ci n'est pas mesurée uniformément, quelques soient les deux échantillons que nous tentons de mettre en correspondance. En effet, plus les paupières, les cils et autres bruits couvrent la texture de l'iris et plus les codes correspondants contiennent des bits erronés, qui n'interviendront pas dans le calcul de la distance de Hamming. Or une distance mesurée à partir de peu de bits valides n'a pas la même signification, ni sans doute la même plage de variation, qu'une distance mesurée sur plus de bits. Daugman propose alors une méthode de normalisation de la distance de Hamming pour tenir compte du nombre de bits qui interviennent dans le calcul de la distance [Dau 94]. La nouvelle distance de Hamming normalisée est alors calculée selon la formule suivante :

$$HD_{norm} = 0.5 - (0.5 - HD) \sqrt{\frac{n}{911}} \quad (2.8)$$

Où n représente le nombre de bits valides, HD la distance de Hamming précédemment définie et 911 un coefficient de normalisation, qui correspond à la moyenne du nombre de bits valides pour une comparaison entre deux iris code.

- Distance Euclidienne

La distance Euclidienne peut être utilisée entre deux ensembles, surtout si le modèle est composé de ces valeurs entières. La distance Euclidienne donne une mesure du degré de similarité entre deux modèles selon la formule suivante :

$$ED = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2} \quad (2.9)$$

Où a, b représente les deux modèles d'iris et N est la taille du modèle d'iris.

2.1.5.3. Fusion au niveau de scores

Après la génération des vecteurs de caractéristiques, la fusion s'effectue au niveau de scores (*Score Level*) selon le processus suivant : les scores (de correspondance) donnés en sortie par les matchers contiennent l'information la plus riche à propos du modèle d'entrée. En fait, la fusion au niveau de scores donne le meilleur compromis entre la richesse

d'information et la facilité d'implémentation. Par conséquent, l'intégration d'information au niveau de scores est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux [San 02].

Dans [Ngu 15], les chercheurs ont développé une méthode de fusion au niveau de scores basée sur le concept d'incertitude de la théorie de *Dempster-shafer*. Alors que dans [Fak 15], les auteurs ont présenté une nouvelle méthode de fusion du visage et d'empreinte digitale au niveau de scores, appelée *Choquet integral*. Dans [Ift 14], les auteurs ont proposé une méthode de fusion des deux iris au niveau de décision appelée la règle *ET*.

La fusion au niveau de scores consiste à combiner les scores des deux iris, en utilisant la règle de combinaison de *Dempster-Shafer*.

Par la suite, nous détaillerons la méthode de fusion proposée, nommée : la théorie de *Dempster-Shafer*.

- **Théorie de Dempster-Shafer**

La théorie de *Dempster-Shafer* (DST) ou théorie de l'évidence, est souvent considérée comme une généralisation de la théorie bayésienne des probabilités [Sha 76] [Sam 04]. La théorie de *Dempster-Shafer* a été introduite par le biais des notions supérieures et inférieures par Dempster [Dem 76]. Elle a ensuite été présentée d'une manière plus raffinée par shafer par le biais des fonctions de croyances et de plausibilité [Sha 76]. Tandis que, la théorie bayésienne fournit des propositions sur des hypothèses simples (singletons) et utilise comme critère de décision, la règle du maximum de probabilité, la théorie de l'évidence fournit des propositions sur les singletons et l'union des singletons. Généralement, ces différentes masses sont réparties sur les hypothèses singletons pour prendre une décision selon le principe de maximisation de l'utilité espérée. Les critères de décision les plus utilisées sont basés sur le calcul de la plausibilité et de la croyance [Sha 76].

- **Cadre de raisonnement de base**

La DST nécessite la définition d'un cadre de discernement noté Θ , constitué de l'ensemble de toutes les hypothèses nécessaires à la description complète d'une situation présente. Les hypothèses de l'ensemble sont supposées exclusives. Aussi, l'ensemble est considéré comme étant exhaustif. Généralement, le cadre de discernement Θ définit les hypothèses pour lesquelles les sources d'informations fournissent des confidences. Pour un ensemble incluant

N hypothèses simples possibles dans un contexte précis, le cadre de discernement peut être défini comme suit :

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\} \quad (2.10)$$

Le cadre de raisonnement utilisé dans la DST est le cadre de raisonnement de base noté 2^Θ , qui se définit comme étant l'ensemble de tous les sous-ensembles possibles composés à partir des hypothèses simples d'un cadre de discernement Θ qui permet l'union. On désigne le cadre de raisonnement 2^Θ comme étant l'ensemble de puissance qui est une version étendue du cadre de discernement, où il contient non seulement des hypothèses simples (singletons), mais aussi toute union de singletons (hypothèses composées) [Sha 76] :

$$2^\Theta = \{\emptyset, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_l, \dots, \theta_N, \theta_1 \cup \theta_2, \dots, \theta_1 \cup \dots \cup \theta_N\} \quad (2.11)$$

Où

\emptyset est l'ensemble vide.

θ_N correspond aux hypothèses simples.

Et le reste correspond aux hypothèses composées obtenues par les unions des hypothèses simples qui représentent des ignorances ou l'incapacité à différencier les différentes hypothèses simples.

- Fonction de masse élémentaire

La fonction de masse élémentaire d'un ensemble est utilisée pour exprimer un degré de confiance (niveau de croyance) accordé à cet ensemble. Dans la DST, la fonction de masse $m(\cdot)$ est une fonction définie de $2^\Theta \rightarrow [0, 1]$. Donc, elle est définie pour chaque ensemble A du cadre de raisonnement 2^Θ ($A \in 2^\Theta$), répondant à deux exigences :

- Respect de l'hypothèse du monde fermé où la masse de l'ensemble vide doit être nulle :

$$m(\emptyset) = 0 \quad (2.12)$$

- La somme des masses de tous les ensembles possibles A correspond toujours à l'unité :

$$0 \leq m(A) \leq 1 \quad (2.13)$$

$$\sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1 \quad (2.14)$$

Les éléments qui appartiennent à l'ensemble 2^Θ et possèdent des masses non nulles sont appelés, éléments focaux. Un jeu de masse est dit bayésien, si les éléments focaux du cadre de discernement se définissent aux singletons θ_N .

- Les fonctions de croyance et de plausibilité

Dans l'approche bayésienne, l'incertitude concernant un événement est mesurée par une valeur unique : la probabilité, et l'imprécision concernant l'incertitude de mesure est supposée être nulle. Dans la DST, la valeur de croyance (la crédibilité) de l'ensemble A peut être interprétée comme la valeur d'incertitude minimale autour de A , et sa valeur de plausibilité peut être interprétée comme la valeur d'incertitude maximale de A . Alors, l'incertitude autour de A est représentée par des valeurs de l'intervalle $[Bel(A), Pl(A)]$, qui est appelée, intervalle de confiance, où Bel représente la fonction de croyance (Belief en anglais) et Pl la fonction de plausibilité. La longueur de cet intervalle quantifie l'imprécision concernant l'incertitude de la source sur l'ensemble A .

• Fonction de croyance

La croyance de A , notée $Bel(A)$ ou $Cr(A)$, est représentée par la somme des masses des ensembles B inclus dans A comme le décrit l'équation suivante :

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (2.15)$$

• Fonction de plausibilité

La fonction de plausibilité, quant à elle, est représentée par la somme des masses des ensembles B qui ont une intersection non nulle avec A .

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (2.16)$$

En effet, les fonctions de croyance et de plausibilité sont liées et l'équation (2.14) montre la relation entre les deux fonctions.

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) \quad (2.17)$$

Où \bar{A} est le complément de l'ensemble A .

On peut représenter ces deux notions (Crédibilité et Plausibilité) par les diagrammes classiques de théorie des ensembles, appelés diagrammes de Venn [Ven 80]. La Figure 2.20 explicite les appellations de vraisemblance minimale et maximale dont on affecte parfois la Crédibilité et la Plausibilité. On visualise sur cette figure, le fait que la crédibilité regroupe toute les masses des éléments focaux inclus dans le sous-ensemble, alors que la plausibilité correspond à toutes les masses intersectant avec le sous-ensemble considéré.

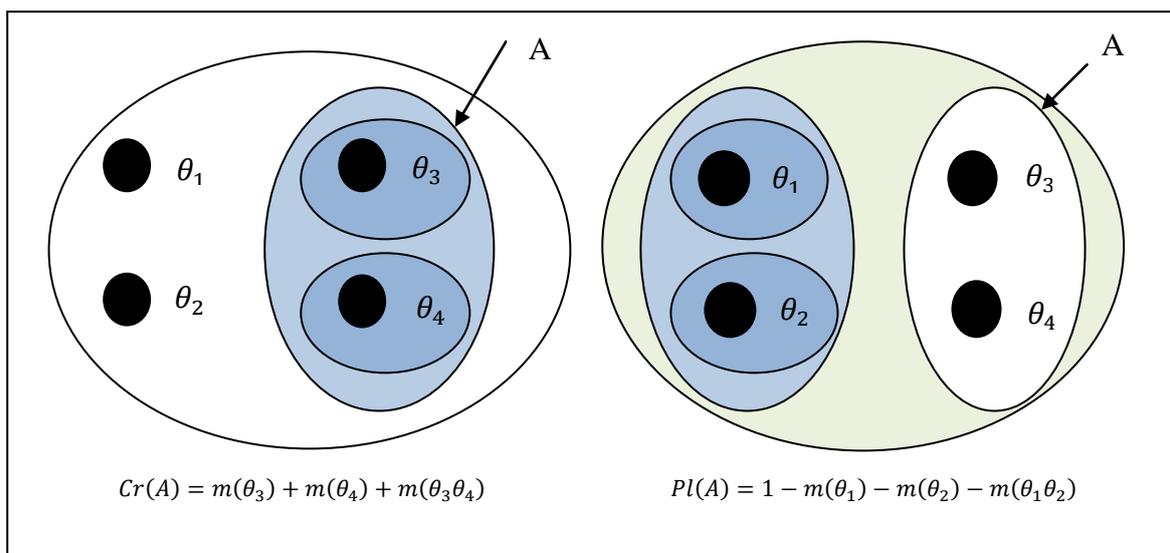


Figure 2.20 Représentation par diagrammes de Venn des notions de crédibilités et de plausibilité.

- Règles de combinaisons

Les règles de combinaisons permettent de fournir un jeu de masses combiné, synthétisant la connaissance des diverses sources à partir de jeux de masses obtenus sur chacune des sources d'information. Parmi ces règles, on distingue :

• Règles de combinaisons de base

○ **Combinaison conjonctive**

La combinaison conjonctive est une règle de combinaison élémentaire basée sur l'opérateur d'intersection. Elle consiste à prendre les sommes de toutes les possibilités de conjonction entre toutes les sources [Dji 08]. Pour la combinaison de d sources, cette règle est donnée par l'équation suivante :

$$m(A) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_d \in 2^\Theta \\ B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_d = A}} \prod_{l=1}^d m_l(B_l) \tag{2.18}$$

○ **Combinaison disjonctive**

La combinaison disjonctive est une règle de combinaison élémentaire basée sur l'opérateur d'union. Elle consiste à prendre les sommes de toutes les possibilités de disjonction entre toutes les sources [Dji 08]. Pour la combinaison de d sources, cette règle est donnée par l'équation suivante :

$$m(A) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_d \in 2^\Theta \\ B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_d = A}} \prod_{l=1}^d m_l(B_l) \tag{2.19}$$

- **Règle de combinaison de Dempster**

La théorie de *Dempster-Shafer* (DST) suppose que les sources d'information sont mathématiquement indépendantes. La règle de combinaison de Dempster est en réalité une règle de combinaison conjonctive normalisée fonctionnant sur l'ensemble de puissance 2^Θ . Elle travaille sous la contrainte du monde fermé où la masse de l'ensemble vide est supposée être nulle. Par conséquent, si la règle conjonctive génère une masse non nulle pour l'ensemble vide, cette masse est attribuée à la masse de conflit. La règle de Dempster redistribue cette masse de conflit de manière uniforme sur les autres éléments focaux comme suit.

$$m(A) = (1 - K)^{-1} \sum_{B_1, \dots, B_d \in 2^\Theta} \prod_{i=1}^d m_i(B_i), \quad \text{pour } A \neq \emptyset \quad (2.20)$$

$$\text{Où } k = m(\emptyset) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_d \in 2^\Theta \\ B_1 \cap \dots \cap B_d = \emptyset}} m_i(B_i), \quad (2.21)$$

Où K représente le conflit conjonctif.

La règle de combinaison de Dempster est commutative et associative. Par conséquent, l'ordre de combinaison des informations ne doit pas influencer sur le résultat lors de l'application de la règle de Dempster.

2.1.6. Prise de décision

Il s'agit maintenant de prendre une décision finale quant à la nature de la comparaison effectuée par rapport à la distance utilisée (distance de Hamming, distance Euclidienne). Pour cela, il faudrait fixer un seuil de décision en deçà duquel les deux iris comparés seront considérés comme appartenant à la même personne.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé les différentes étapes d'un système de vérification des personnes par les deux iris dont la fusion des deux iris est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer*.

D'abord, l'iris est segmenté par : la transformée de Hough et l'opérateur intégral-différentiel dans l'objectif est de choisir la méthode la plus efficace en terme de taux de réussite et de temps de traitement. Ensuite, l'iris nécessite une opération de normalisation pour pallier à la non concentricité des deux bordures (iris, pupille) et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation/contraction de la pupille. Pour cela, nous avons transformé l'iris segmenté en une image rectangulaire selon la méthode *Rubber Sheet Model* de J. Daugman. Puis, l'iris est analysé par le filtre de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar afin d'extraire l'information utile de la texture de l'iris. Dans notre travail, nous choisirons la méthode la plus performante en terme de taux de réussite et de temps de traitement. La fusion des deux iris au niveau de caractéristiques est effectuée afin d'avoir un iris code plus riche en information. Le Matching consiste à calculer le degré de similarité entre deux iris par la distance utilisée (distance de Hamming, distance Euclidienne). La fusion des deux iris est effectuée au niveau de scores (distances de Hamming, distance Euclidienne) par la théorie de *Dempster Shafer*.

Enfin, la prise de décision est effectuée en fixant un seuil, au delà duquel les deux iris comparés par la distance utilisée (distance de Hamming, distance Euclidienne), seront considérés comme appartenant à la même personne.

Chapitre 3

Résultats expérimentaux -Vérification-

Chapitre 3 Résultat expérimentaux-Vérification-

Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les différentes étapes de notre système de vérification des personnes par les deux iris.

En premier lieu, nous détaillerons les différentes étapes du système de vérification des personnes par les deux iris, en mettant en relief nos contributions au niveau de la segmentation, ainsi que sur la fusion des deux iris au niveau de caractéristiques et au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer*.

En deuxième lieu, nous utiliserons un échantillon du premier ensemble de la base de données Casia-IrisV3-Interval [Site 1] pour effectuer nos tests. La segmentation constitue l'étape la plus importante d'un système de reconnaissance biométrique. Ainsi, nous détaillerons nos deux contributions : la première consiste à délimiter la partie basse et haute de la paupière par deux segments de droite et la deuxième consiste à extraire le demi-disque de l'iris comprenant l'information utile de la texture de l'iris. Pour ce faire, nous proposerons deux méthodes de segmentation : la transformée de Hough et l'opérateur intégro-différentiel. Nous choisirons la méthode la plus efficace et la plus rapide. Ensuite, l'iris segmenté sera normalisé par la transformation pseudo-polaire appelée *Rubber Sheet Model* de J. Daugman pour pallier à la non concentricité des deux bordures (iris, pupille) et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation/contraction de la pupille. Puis, l'iris normalisé est analysé par le filtre de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar afin d'extraire les caractéristiques de l'iris. Nous opterons pour la méthode la plus efficace et la plus rapide. Après, nous effectuerons la fusion des deux iris au niveau de caractéristiques par concaténation des deux iris code pour obtenir un iris code plus riche en information et au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer*.

En dernier lieu, nous élaborons deux systèmes unimodaux de vérification par l'iris (iris gauche, iris droit). Une évaluation des performances des deux systèmes sera effectuée, ainsi que deux comparaisons avec les systèmes de vérification dont la fusion des deux iris au niveau de caractéristiques et au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer*. Ensuite, une évaluation des performances des deux systèmes de vérification, fusionnant les deux iris au niveau de caractéristiques et au niveau de scores par la théorie de *Dempster Shafer* sera

établie afin de choisir le système de référence. Puis, une comparaison du système de référence basé sur la théorie de *Dempster Shafer* [Gha 16] avec la méthode d'Iftakhar and al. [Ift 14] sera effectuée.

3.1. Vérification

C'est une opération qui consiste à comparer deux vecteurs de caractéristiques, en affichant leur degré de similarité en distance de Hamming. La fusion des deux iris au niveau de caractéristiques est appliquée, ainsi qu'au niveau de scores (distances de Hamming) par la théorie de *Dempster-Shafer*.

Avant de détailler les différentes phases de mise au point de notre système et les principaux résultats obtenus, nous avons jugé utile de présenter auparavant, le premier sous-ensemble de la base de données Casia-IrisV3 : Casia-IrisV3-Interval [Site 1] qui est disponible gratuitement sur le net et très utilisée en pratique et que nous avons aussi adoptée pour ce travail.

Nos tests ont été effectués sur un échantillon du premier sous-ensemble de la base de données Casia-IrisV3 [Site 1] : CASIA-IrisV3-Interval afin d'évaluer la performance de notre système de vérification. L'échantillon contient 1180 images d'iris correspondant à 118 individus (classes), chaque classe comprend 5 images d'iris gauche et 5 images d'iris droit. L'échantillon regroupe des images de très bonne qualité avec des détails de texture de l'iris extrêmement clairs.

3.1.1. Segmentation et caractérisation de l'iris

La segmentation et la caractérisation de l'iris représente une étape importante dans le processus de vérification. L'importance de la segmentation réside dans l'extraction de la région d'intérêt de l'iris. Tandis que, la caractérisation permet d'extraire l'information pertinente de la texture de l'iris et de la présenter sous forme de vecteur de caractéristiques qui sera exploitable par la suite dans les étapes de vérification.

3.1.1.1. Segmentation de l'iris

Notre objectif dans la segmentation est d'extraire le disque de l'iris et d'isoler les paupières et les cils.

Il existe plusieurs algorithmes dans la littérature pour aboutir à l'extraction de l'iris, le plus répandu est l'algorithme de la transformée de Hough et de l'opérateur intégral-différentiel.

Dans qui suit, nous présenterons les deux algorithmes de la transformée de Hough et de l'opérateur intégrò-différentiel afin d'opter pour l'algorithme le plus efficace en terme de taux de réussite et de temps de traitement.

- Transformée de Hough

• Génération de la carte de contours

Afin de générer la carte de contours, nous utiliserons le filtre de Canny [Can 86] qui est très répandu en traitement d'images pour la détection des contours. L'algorithme a été conçu par John Canny en 1986 pour être optimal, suivant trois critères clairement explicités :

- **Bonne détection** : faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
- **Bonne localisation** : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
- **Clarté de la réponse** : une seule réponse par contour et pas de faux positifs.

• Principe de l'algorithme

L'algorithme de Canny consiste à déterminer la carte des gradients et l'orientation des contours de l'image filtrée par un filtre gaussien afin de réduire le bruit. La détermination des maxima locaux qui correspond à des contours sur la carte des gradients est effectuée. La binarisation de la carte des contours est appliquée par un seuillage local (seuillage à hystérésis) afin de sélectionner les pixels appartenant aux contours.

- Les étapes de l'algorithme

• Réduction du bruit

La première étape est de réduire le bruit de l'image d'origine avant d'en détecter les contours. Ceci permet d'éliminer les pixels isolés qui pourraient induire de fortes réponses lors du calcul du gradient, conduisant ainsi à de faux positifs. Pour cela, un filtrage gaussien est appliqué.

• Gardient d'intensité

Après le filtrage, l'étape suivante consiste à appliquer un gradient qui retourne l'intensité des contours. Le calcul du gradient est effectué selon deux directions; horizontale (G_x) et verticale (G_y).

Le module du gradient est calculé selon la formule suivante :

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.1)$$

L'orientation du contours est calculé selon la formule suivante :

$$\theta = \pm \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3.2)$$

- **Suppression des non-maxima**

Après la génération de la carte des gradients, nous devons calculé les maxima locaux qui sont présents sur les extrema du gradient (où la dérivée seconde s'annule) afin de déterminer les points de l'image qui correspond à des contours et qui sont conservés pour la prochaine étape de la détection.

- **Seuillage des contours**

La différenciation des contours sur la carte générée se fait par seuillage à hysteresis.

Pour cela, deux seuils sont fixés : un seuil haut (S_h) et un seuil bas (S_b) qui seront comparés à l'intensité du gradient de chaque point.

Pour chaque point, si l'intensité de son gradient est :

- Inférieur au seuil bas (S_b), le point est rejeté ;
- Supérieur au seuil haut (S_h), le point est accepté comme formant un contour ;
- Entre le seuil bas (S_b) et le seuil haut (S_h), le point est accepté s'il est connecté à un point déjà accepté.

Cela nous donne une image binaire avec d'un côté, les pixels appartenant aux contours et les autres.

- Résultats

La Figure 3.1 montre les résultats obtenus par l'application du filtre de Canny sur l'image d'iris d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1] pour la génération de la carte de contours. Les paramètres de l'algorithme ont été réglés d'une manière empirique pour obtenir de bons résultats.

- **Filtrage** : l'image d'origine est filtrée par un filtre gaussien de taille 13×13 pixels et d'écart type $\sigma = 2$.
- **Calcul du gradient** : l'opération consiste à trouver une estimation du gradient selon l'équation (3.1).
- **Suppression des valeurs non maximales** : l'opération consiste à conserver uniquement les maxima locaux du gradient.
- **Détection de contours par hystérésis**: la différenciation des contours sur la carte générée s'effectue par seuillage à hystérésis. Pour cela, deux seuils sont fixés : un seuil haut ($S_h = 0.20$) et un seuil bas ($S_b = 0.15$).

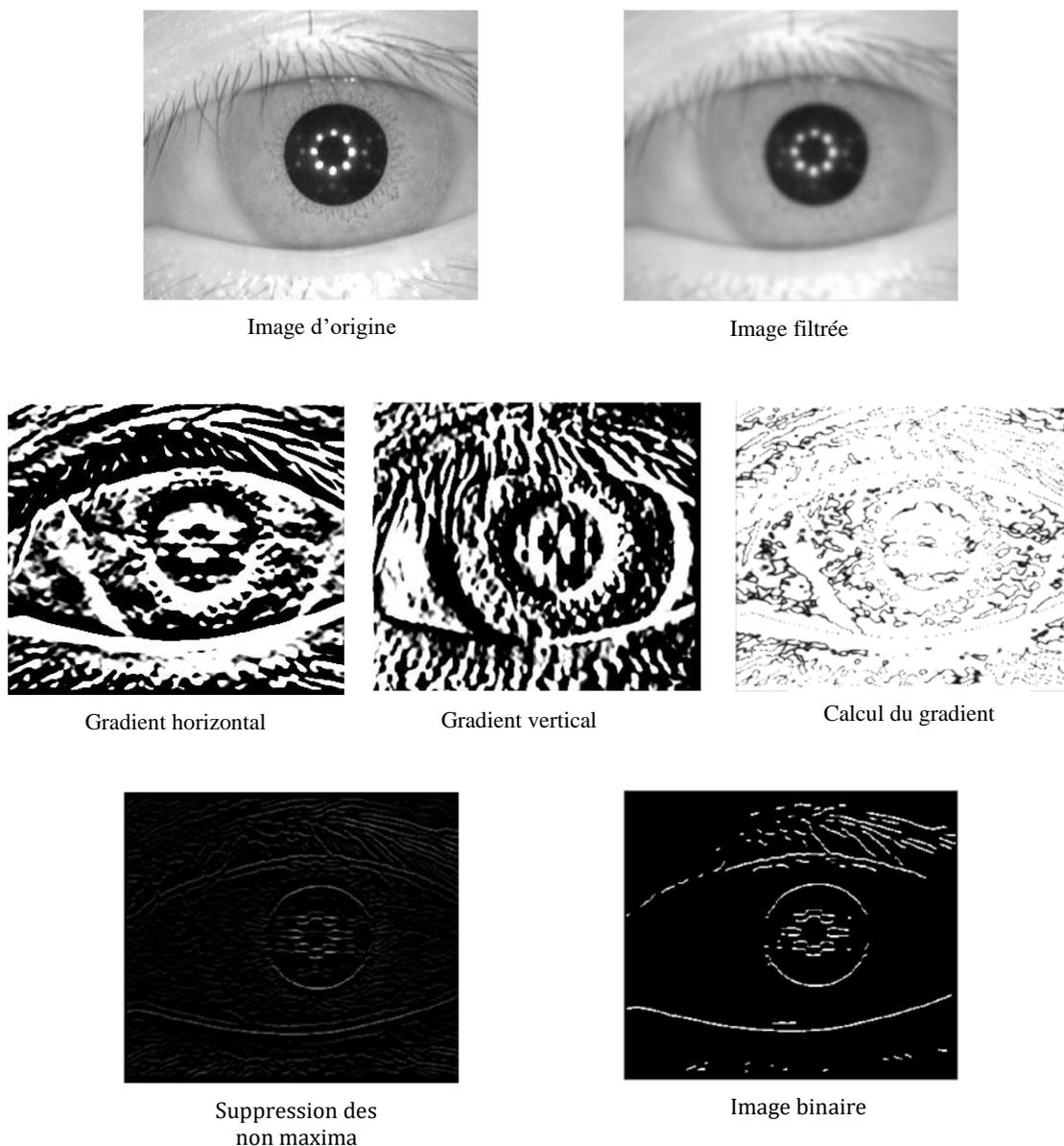


Figure 3.1 Carte de contours.

- Détection des cercles – Hough circulaire

Pour détecter les cercles de la pupille et de l'iris, nous avons utilisé la transformée de Hough circulaire issue des travaux de Libor Masek [Mas 03] qui est une technique très efficace dans la détection des contours.

La Figure 3.2 montre quelques résultats de segmentation obtenus par la méthode de Hough circulaire.

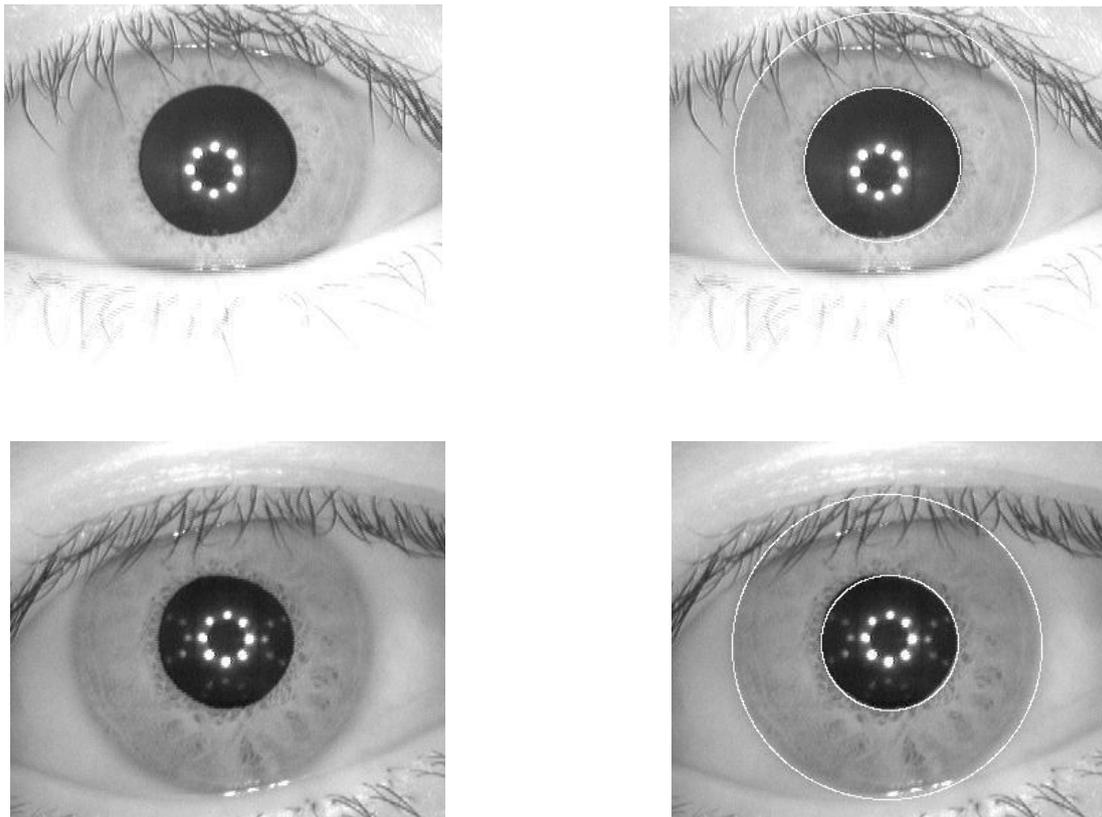


Figure 3.2 Résultats de segmentation obtenue par la méthode de Hough circulaire.

- Contributions au niveau de segmentation

Le module de segmentation du système de Libor Masek [Mas 03] se base sur la transformée de Hough circulaire pour détecter les cercles de l'iris et de la pupille, quant aux paupières, elles sont délimitées par la transformée de Hough linéaire, tandis que les cils sont détectés par seuillage.

Les résultats de l'application de la transformée de Hough linéaire utilisée pour délimiter les paupières ont montré quelques anomalies qui se manifestent dans la région inexploitée colorée en rouge (voir Figure 3.3). C'est pourquoi, nous optons pour une autre technique qui consiste à délimiter les paupières basses et hautes par deux segments de droite, celle-ci

garantie une meilleure analyse de la texture de l'iris [Gha 14] (voir Figure 3.4). De plus, afin d'extraire l'information pertinente qui se représente par la variation structurelle de la texture de l'iris (région de fort gradient), le demi disque de l'iris est exploité, délimitant la région la plus riche en information qui est proche de la frontière iris-pupille [Gha 14] et la moins affectée par le bruit tels que les paupières et les cils (voir Figure 3.5).

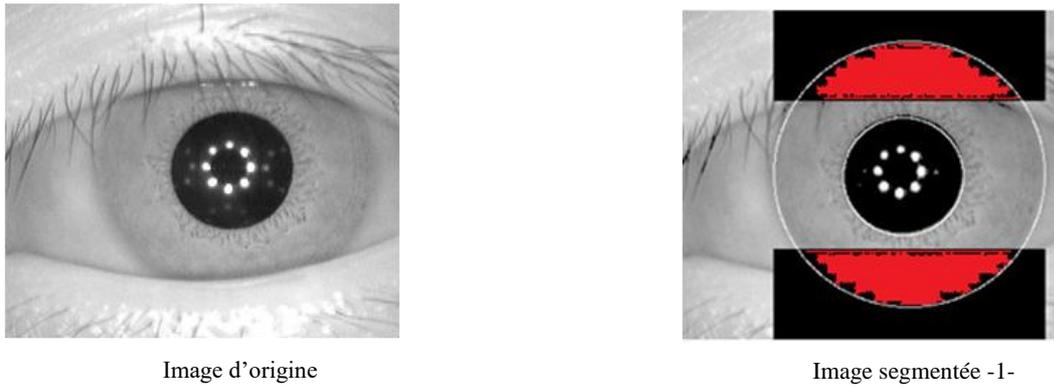


Figure 3.3 Segmentation de l'Iris-méthode de L. Masek-

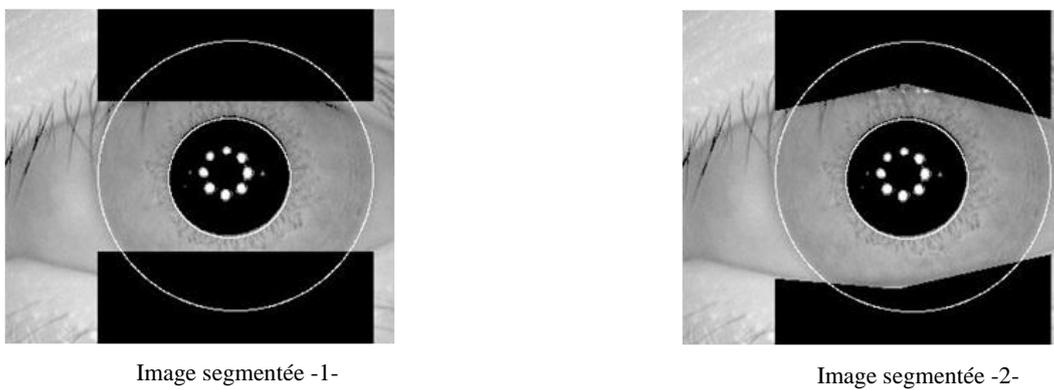


Figure 3.4 Délimitation des paupières par deux segments de droite en utilisant la transformée de Hough Linéaire.

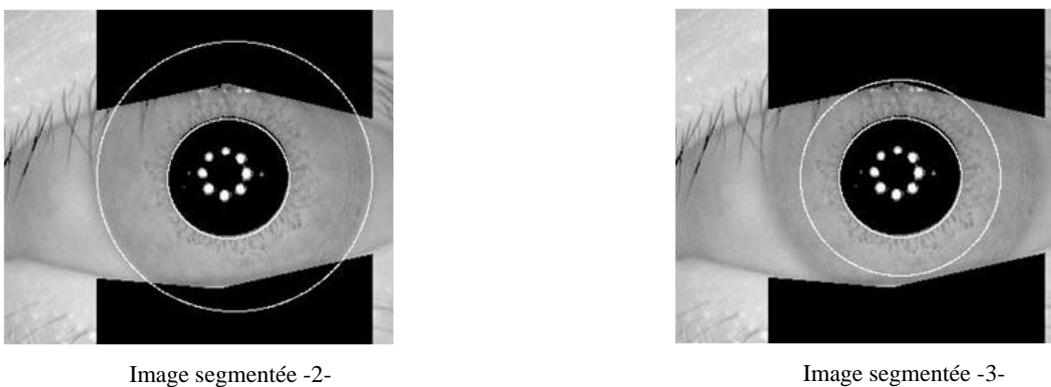


Figure 3.5 Localisation de la variation structurelle de la texture de l'iris.

La Figure 3.6 représente un schéma descriptif de la phase de segmentation.

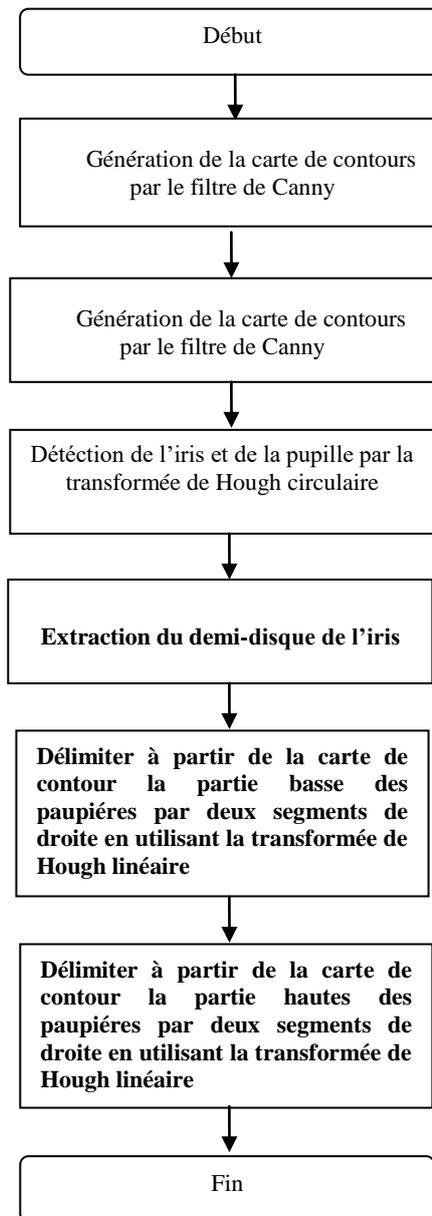


Figure 3.6 Schéma descriptif de la phase de la segmentation.

La Figure 3.7 illustre quelques images bien segmentées d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1]. Cela est dû au bon choix des paramètres du filtre de Canny, permettant une bonne détection des contours. Ainsi, l'application de la transformée de Hough circulaire permet une bonne localisation des cercles de l'iris et de la pupille. En plus, la délimitation de la partie basse et haute des paupières par deux segments de droite, en utilisant la transformée de Hough linéaire et l'extraction du demi-

cercle de l'iris permet une bonne segmentation de l'iris. Les cils sont détectés par seuillage global.

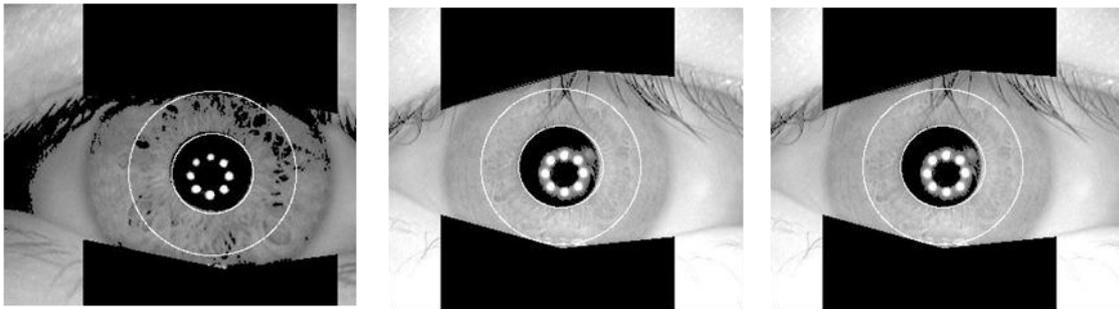


Figure 3.7 Quelques images bien segmentées de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1].

Lors de la segmentation, nous n'obtenons que trois images de l'iris mal segmentées d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1]. Cela s'explique par la présence de bruits d'illumination qui représentent une région à forte intensité lumineuse (région de fort gradient), peuvent fausser en conséquence le calcul du gradient et attirent le contour vers leurs positions voir Figure 3.8.

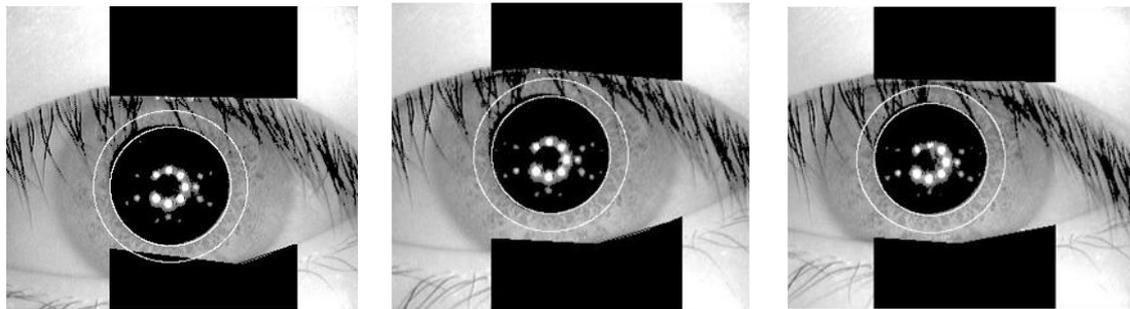


Figure 3.8 Anomalie rencontrée lors de la segmentation de l'iris.

- Opérateur intégral-différentiel

L'opérateur intégral-différentiel de J. Daugman est basé sur le calcul du gradient sans seuillage afin de détecter les deux cercles de l'iris et de la pupille.

L'algorithme de l'opérateur intégral-différentiel de J. Daugman peut être résumé comme suit :

- 1- Réduire la taille de l'image d'iris.
- 2- Eliminer les réflexions spéculaires présentes dans la pupille.
- 3- Déterminer les différents centres possibles de l'iris.
- 4- Pour chaque centre possible de l'iris en variant les rayons, nous calculons le gradient des différents cercles. Le cercle qui maximise le gradient est le cercle recherché.
- 5- Répéter les opérations 3, 4 pour détecter le cercle de la pupille.

La Figure 3.9 montre un organigramme de l'opérateur intégro-différentiel [Gha 14].

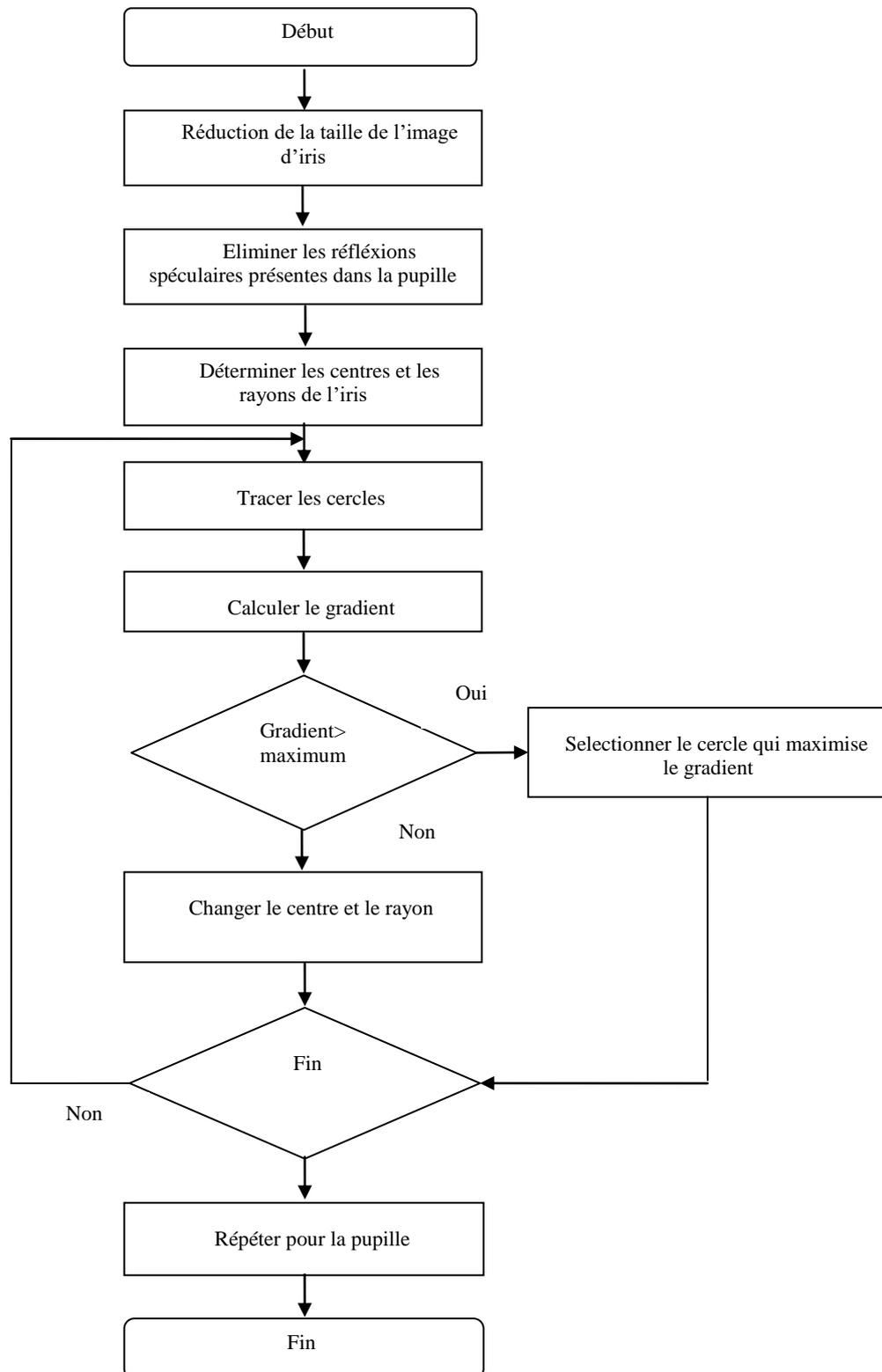


Figure 3.9 Organigramme de l'opérateur intégro-différentiel.

- Résultats

La Figure 3.10 montre quelques images d'iris bien segmentées d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1]. Cela est expliqué par la bonne qualité de ces images qui ne présentent pas un bruit d'illumination.

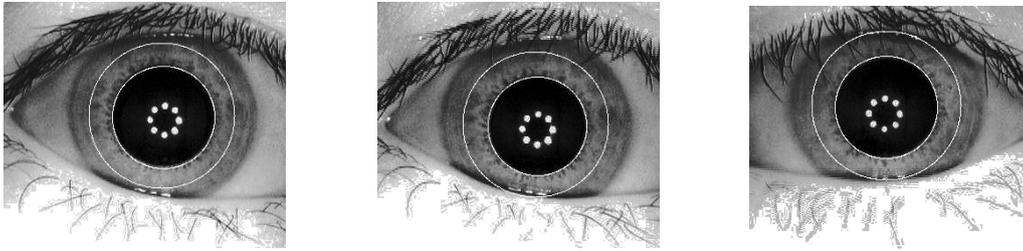


Figure 3.10 Un échantillon des images d'iris bien segmentées de la base de données CASIA-IrisV3-Interval.

Alors que la Figure 3.11, illustre quelques images d'iris qui ont été mal segmentées parce qu'elles présentent un bruit d'illumination qui fausse le calcul du gradient. Ainsi, les cercles de la pupille et de l'iris sont attirés vers la région de forte contraste (fort gradient) située à la frontière iris-pupille.

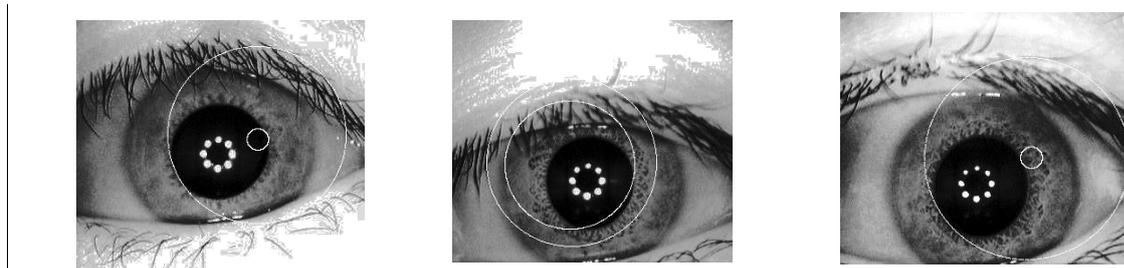


Figure 3.11 Un échantillon des images d'iris mal segmentées de la base de données CASIA-IrisV3-Interval.

- Comparaison

Nous avons effectué une comparaison entre les deux méthodes de segmentation à savoir la transformée de Hough et l'opérateur intégrro-différentiel pour choisir la méthode qui optimise le processus de segmentation, en terme de taux de reconnaissance et de temps de traitement.

Tableau 3.1 Comparaison entre la transformée de Hough et l'opérateur intégrro-différentiel.

	Taux de reconnaissance (%)	Temps de traitement (s) pour une seule image
Transformée de Hough	99.57	12.60
Opérateur intégrro-différentiel	98.68	13.93

- Discussion

D'après le Tableau 3.1, nous constatons que la segmentation de l'iris par la transformée de Hough, affichant un taux de reconnaissance égal à 99.57% et un temps de traitement égal à 12.60 secondes est plus efficace et plus rapide que l'opérateur intégral-différentiel, affichant un taux de reconnaissance égal à 98.68% et un temps de traitement égal à 13.93 secondes. Par conséquent, nous avons opté pour la transformée de Hough comme méthode de segmentation.

Par ailleurs, la Figure 3.12 montre les taux d'erreur pour chaque classe d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1] contenant 590 images d'iris gauche correspondant à 118 individus (classes), chaque classe comprend 5 images d'iris gauche.

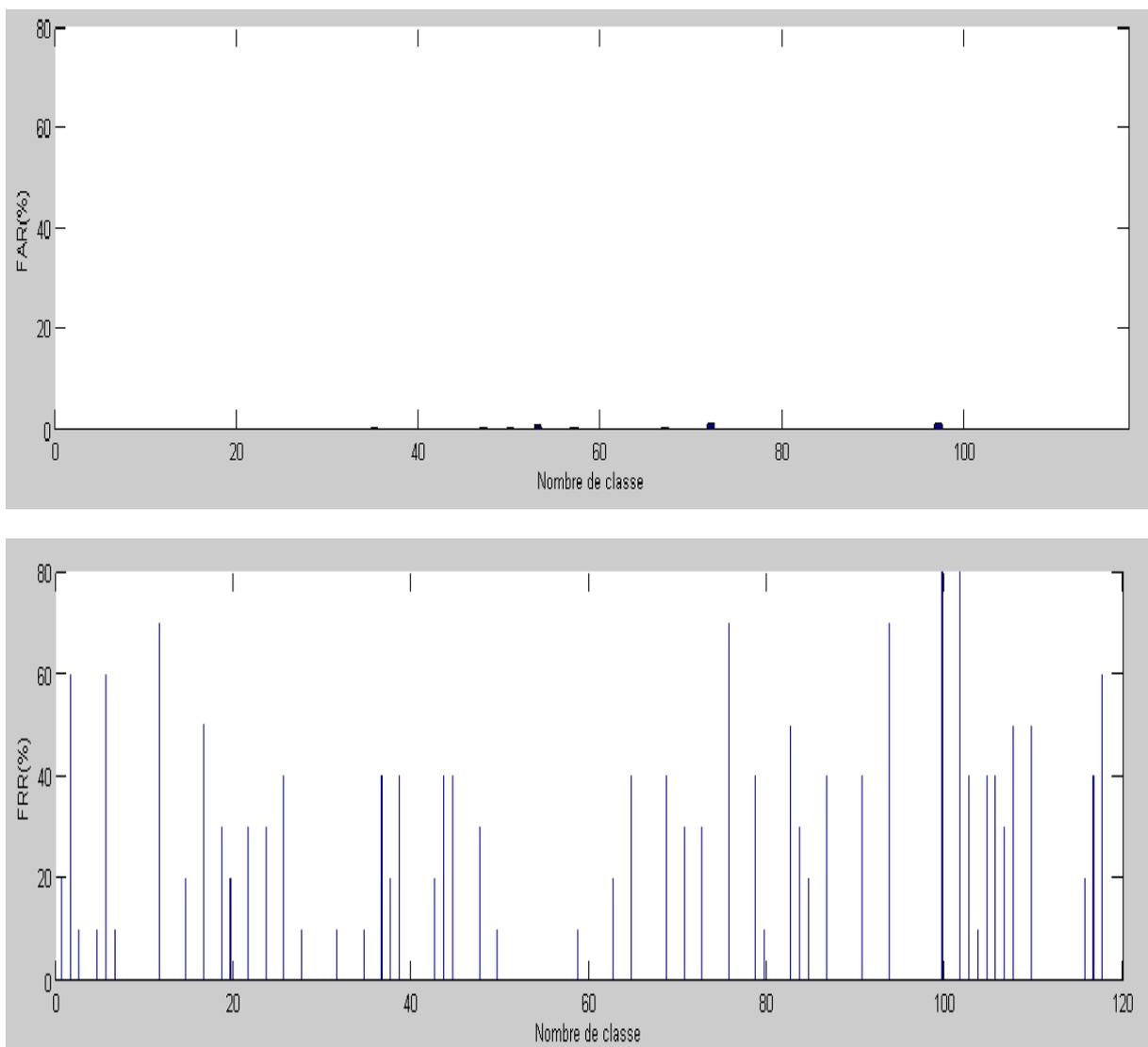


Figure 3.12 Les taux d'erreurs pour chaque classe avec un seuil= 0.41.

Nous remarquons que la classe 100 à un taux d'erreur très élevés. Nous avons vérifié le résultat de la segmentation par la transformée de Hough des images de la classe 100 (voir Figure 3.13).

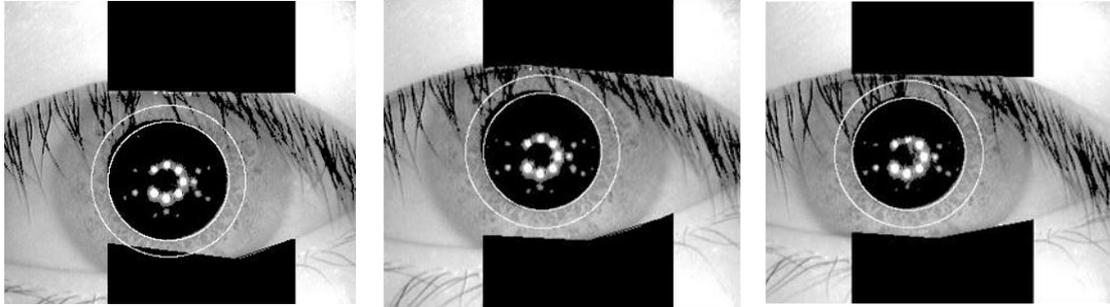


Figure 3.13 Echantillons des images d'iris gauche mal segmentées de la classe 100.

Effectivement, nous avons constaté 3 images sur 5 de la classe 100, qui ont été mal segmentées à cause de la présence du bruit d'illumination, ce dernier engendre des forts gradients. Ainsi, la détection des contours est erronée (la mal délimitation de la partie basse et haute des paupières et le de demi-cercle de l'iris n'est pas bien localisé, puisqu'il représente moins de 50% de la totalité de l'iris).

3.1.1.2. Normalisation de l'iris

Une fois segmenté, l'iris nécessite une opération de normalisation pour pallier à la non concentricité des deux bordures et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation /contraction de la pupille.

L'opération de normalisation appelée : transformation pseudo-polaire de J. Daugman consiste à transformer l'iris en une représentation matricielle de dimension fixe. Nous présentons dans cette section, le paramétrage de la méthode de normalisation de J. Daugman.

Pour appliquer la normalisation de l'iris, deux paramètres sont fixés : la résolution radiale et la résolution angulaire.

Lors de l'implémentation de la méthode de normalisation de J. Daugman [Dau 93], nous avons choisi 20×240 pixels, mais nous n'avons utilisé que 10×240 pixels qui correspondent à la moitié du disque de l'iris qui contient le plus d'informations pertinentes et la moins affecté par le bruit (paupières, cils). L'iris normalisé aura ainsi, une dimension fixe de 10×240 pixels. Le masque de bruit de chaque image normalisée est généré dans les mêmes conditions.

La Figure 3.14 illustre les différentes images normalisées associées à leurs masques de bruit :

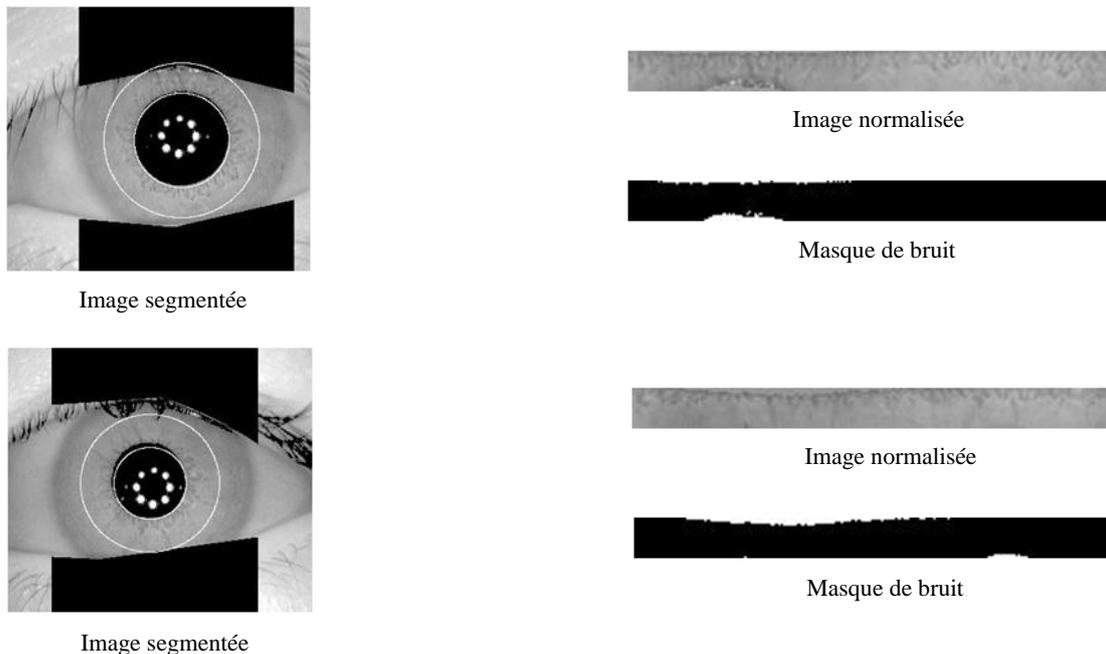


Figure 3.14 Normalisation de l'iris.

3.1.1.3. Extraction des caractéristiques

Notre but dans cette étape est d'extraire l'information discriminante de la texture de l'iris. Pour cela, nous avons utilisé deux méthodes d'extraction des caractéristiques. La première est basée sur le filtre de Log-Gabor 1D implémenté par L. Masek [Mas 03], qui est plus performant que le filtre de Gabor 2D utilisé par Daugman [Dau 93]. La deuxième est basée sur l'ondelette de Haar vu son adaptabilité aux données et à sa facilité d'implémentation.

- Filtre de Log-Gabor 1D

• Paramètres du filtre de Log- Gabor 1D

Le choix des paramètres du filtre de Log-Gabor 1D est important pour une bonne analyse des caractéristiques de l'iris.

- Nous avons choisi d'utiliser un banc de deux filtres de Log-Gabor 1D au lieu d'un seul, permettant une meilleure analyse de la texture de l'iris.
- L'écart type de la gaussienne $\sigma = 2$.
- La fréquence centrale $f_0 = 0.05$.

L'opération d'encodage génère un modèle caractéristique composé de bits d'informations (voir Figure 3.15 (a)) ; la taille en bits de ce modèle est égale à la résolution angulaire $(240) \times$

la résolution radiale $(10) \times 2 \times$ le nombre de filtres utilisés (2) qui est égale au total à 9600 bits. En plus de ce code, chaque iris admet un masque (voir Figure 3.15 (b)) qui indique pour chaque bit du modèle caractéristique, s'il faut ou non le prendre en considération. Les bits non significatifs représentés en blanc (1) proviennent généralement des régions d'iris couvertes par les paupières et les cils. Alors que, les bits significatifs sont représentés en noir (0).

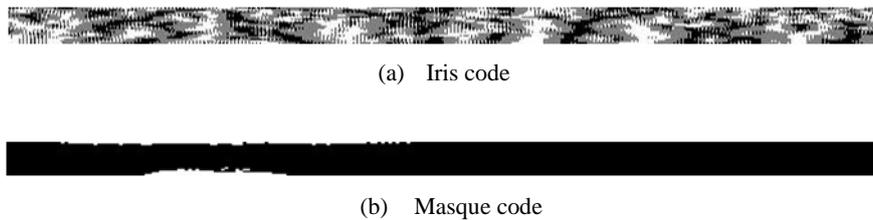
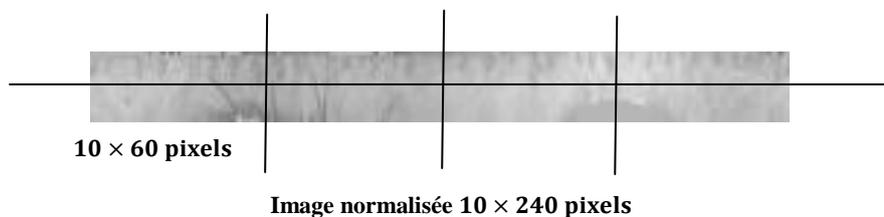


Figure 3.15 Encodage de l'iris (a) Iris code, (b) Masque code.

- **Ondelette de Haar**

Nous avons utilisé l'ondelette discrète de Haar, car elle est la plus répandue et simple à implémenter.

Dans ce qui suit, nous présentons les différentes étapes de l'algorithme de l'ondelette de Haar, qui consiste à compresser l'image normalisée afin de ne garder que les imagettes d'approximation et de détails verticaux qui représentent l'information pertinente [Sha 16] (voir Figure 3.16).



1 niveau de résolution	5 × 30 pixels
2 niveau de résolution	3 × 15 pixels
3 niveau de résolution	2 × 8 pixels
4 niveau de résolution	1 × 4 pixels



Figure 3.16 Décomposition de l'image normalisée par ondelette de Haar à 4 niveaux de résolution.

- **Algorithme**

Pour chaque individu **indv**

Pour chaque iris **trc** de l'individu **indv**

Décomposer l'iris {indv, trc} en 4 région

Pour chaque région de l'iris {indv, trc}

Extraire l'imagette d'approximation en 4 niveaux de résolution

Extraire l'imagette de détails verticaux en 4 niveaux de résolution

Fin

Concaténer les imagettes d'approximation et de détails verticaux (I)

% Binarisation de I

[x,y]=size(I)

Pour i=1:x

Pour j=1:y

Si I(i,j)>0

I(i,j)=1

Sinon

I(i,j)=-1

Finsi

Fin

Fin

Sauvegarder I

Fin

Fin

La Figure 3.17 montre le vecteur de caractéristiques obtenu après la décomposition en ondelette de Harr à 4 niveaux de résolution de l'image normalisée (10×240 pixels) découpée en 4 région . La concaténation des 4 imagettes d'approximation et des 4 imagettes de détails verticaux (la taille de chaque imagette d'approximation et de détails veticaux est de 1×4 pixels) après la binarisation, nous donne en dernier un code binaire de 32 bits.



Iris code

Figure 3.17 Encodage de l'iris.

- Comparaison

Nous avons comparé les deux techniques d'extraction des caractéristiques, l'une est basée sur le filtre de Log-Gabor 1D et l'autre est basée sur l'ondelette de Haar, en terme de taux de reconnaissance et de temps de traitement. Les résultats obtenus sont démontrés dans le Tableau 3.2.

Tableau 3.2 Comparaison entre le filtre de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar.

	Taux de reconnaissance (%)	Temps de traitement (s) pour une seule image
Filtre de Log-Gabor 1D	99.57	19.75
Ondelette de Haar	87.90	20.51

Discussion

Nous constatons d'après le Tableau 3.2, que l'extraction des caractéristiques de l'iris par le filtre de Log-Gabor 1D est plus performante que par l'ondelette de Haar avec un taux de reconnaissance égal à 99.57% et un temps de traitement égal à 19.75 secondes, alors que pour l'ondelette de Haar, le taux de reconnaissance est égal à 87.90% et le temps de traitement est égal à 20.51 secondes.

Ainsi, nous avons choisi le filtre de Log-Gabor 1D pour extraire les caractéristiques de l'iris.

Après l'étape de segmentation et de caractérisation, qui résulte des iris code pour l'œil gauche et l'œil droit, nous entamerons l'étape de fusion. Deux types de fusion sont effectués : la fusion au niveau de caractéristiques et la fusion au niveau de scores.

3.1.2. Fusion au niveau de caractéristiques

La fusion des deux iris au niveau de caractéristiques consiste à fusionner l'iris code de l'œil gauche avec celui de l'œil droit pour former un iris code plus riche en information. Par la suite, l'opération de matching est effectuée pour le calcul du score.

3.1.3. Matching

Dans nos expérimentations, le calcul du score s'effectue par la distance de Hamming en mesurant la dissimilarité entre deux iris code, un seul paramètre est à choisir. Il s'agit du nombre de bits de translation qui compense la rotation de l'iris. Nous avons choisi, ainsi d'appliquer une translation de l'iris code dans un intervalle $[-10, +10]$ bits. Nous prenons en considération la distance de Hamming minimale.

3.1.4. Fusion au niveau de scores par DST (Dempster Shafer Theory)

Le cadre de discernement Θ contient les hypothèses simples :

$$\Theta = \{g, d\} \quad (3.3)$$

Avec

g : l'hypothèse supposant que les deux iris gauche appartient à la même personne.

d : l'hypothèse supposant que les deux iris droit appartient à la même personne.

Le cadre de raisonnement regroupe les hypothèses simples et l'union des hypothèses simples :

$$2^\Theta = \{\emptyset, g, d, c\} \quad (3.4)$$

Avec

\emptyset : l'ensemble vide.

g : l'hypothèse supposant que les deux iris gauche appartient à la même personne.

d : l'hypothèse supposant que les deux iris droit appartient à la même personne.

$c = \{g, d\}$: l'hypothèse supposant que les deux iris appartient à la même personne.

La règle de combinaison de Dempster Shafer est donnée sous la forme de l'équation suivante :

$$m(c) = \frac{\sum_{g \cap d = c} \binom{m_1(g)}{m_2(d)}}{1 - \sum_{g \cap d = \emptyset} \binom{m_1(g)}{m_2(d)}} \quad (3.5)$$

Avec

$m_1(g)$: masse d'évidence de g .

$m_2(d)$: masse d'évidence de d .

Le numérateur de l'équation 3.5 vérifie l'hypothèse c qui représente les masses de concordance $m_1(g)$, $m_2(d)$. Alors que, le dénumérateur représente la masse de conflit réparti sur $m_1(g)$, $m_2(d)$.

Si les masses $m_1(g)$, $m_2(d)$ représentent une concordance avec un degré de confiance important, la personne est acceptée. Sinon, si elle représentent un conflit avec un degré de confiance important, la personne est rejetée.

Dans la pratique, nous avons fusionné les scores (distances de Hamming) obtenus, en comparant les individus à partir des images de leurs deux iris (iris gauche DH_g et droit DH_d) selon l'algorithme suivant :

3.1.4.1. Algorithme de la DST (Dempster Shafer Theory)

// Calcul des FRR (False Reject Rate) pour les intra-classes (iris)

Pour chaque individu **indv**

Pour chaque couple d'iris différents $\{i,j\}$ tels que i,j appartiennent à l'ensemble d'iris de l'individu **indv**

Calculer le score $S_g(i,j) = 1 - DH_g(i,j)$

Calculer le score $S_d(i,j) = 1 - DH_d(i,j)$

Calculer le score de fusion $S_f(i,j)$

$$S_f(i,j) = \frac{S_g(i,j) \times S_d(i,j)}{\left(1 - \left((1 - S_g(i,j)) \times S_d(i,j) + (1 - S_d(i,j)) \times S_g(i,j)\right)\right)}$$

$k = 1$ // compteur

Pour $s=0:0.05:1$ // seuil normalisé

Si $S_f(i,j) < s$ alors // prise de décision

$FR(k) = FR(k) + 1$ // Calcul des FR (False Reject)

$k = k + 1$ // incrémentation du compteur

Finsi

Fin

Fin

Fin

// Calcul des FAR (False Accept Rate) pour les inter-classes (iris)

Pour chaque couple d'individus différents $\{\mathbf{indvi}, \mathbf{indvj}\}$

Pour chaque couple d'iris (i,j) tels que i appartient à l'ensemble d'iris de l'individu **indvi** et j appartient à l'ensemble d'iris de l'individu **indvj**

Calculer le score $S_g(i,j) = 1 - DH_g(i,j)$

Calculer le score $S_d(i,j) = 1 - DH_d(i,j)$

Calculer le score de fusion $S_f(i,j)$

$$S_f(i,j) = \frac{S_g(i,j) \times S_d(i,j)}{\left(1 - \left((1 - S_g(i,j)) \times S_d(i,j) + (1 - S_d(i,j)) \times S_g(i,j)\right)\right)}$$

$k = 1$ // compteur

Pour $s=0:0.05:1$ // seuil normalisé

Si $S_f(i,j) \geq s$ alors // prise de décision

$FP(k) = FP(k) + 1$ // Calcul des FP (False Accept)

$k = k + 1$ // incrémentation du compteur

Finsi

Fin

Fin

Fin

maxindv = nombre d'individu

nbtr = nombre de l'image d'iris par individu

$nbinter = maxindv \times (maxindv - 1)/2 \times nbtr \times nbtr$

$nbintera = maxindv \times (nbtr \times (nbtr - 1)/2)$

$TN = nbinter - FP$ (True Negatif)

$TP = nbintera - FN$ (True Positif)

$TPR = (TP/nbintera) \times 100$ (True Positif Rate)

$TNR = (TN/nbinter) \times 100$ (True Negatif Rate)

FAR = $(FP/nbinter)$ (False Accept Rate)

FRR = $(FN/nbintera)$ (False Reject Rate)

Taux de reconnaissance = $((TP + TN)/(nbintera + nbinter))$

3.1.5. Analyse des résultats du système de vérification

D'abord, nous avons élaboré des systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris (iris gauche, iris droit) et une comparaison des performances des deux systèmes est effectuée pour l'évaluation.

Ensuite, nous avons élaboré deux systèmes de vérification des personnes par les deux iris. La fusion des deux iris est effectuée au niveau de caractéristiques et au niveau de scores et une comparaison des performances des deux systèmes est effectuée pour l'évaluation afin de choisir le système de référence le plus performant.

Enfin, nous avons comparé notre système de référence avec celui d'Iftakhar and al. [Ift 14], en montrant la performance de notre méthode de fusion basée sur la *DST (Dempster Shafer Theory)*, par rapport à la méthode de fusion utilisée par Iftakhar and al. [Ift 14] basée sur la règle *ET*.

Nous avons calculé pour chaque système : le taux de reconnaissance et les taux d'évaluation : taux de faux rejets (*False Reject Rate* ou *FRR*) et taux de fausses acceptations

(*False Accept Rate* ou *FAR*), taux d'égale erreur (*Equal Error Rate* ou *EER*). Les expérimentations ont été effectuées sur un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1], comprenant des images d'iris de bonne qualité avec des détails de texture de l'iris extrêmement clairs.

3.1.5.1. Système unimodal de vérification des personnes par l'iris gauche

La Figure 3.18 illustre le taux de reconnaissance en fonction du seuil normalisé du système de vérification des personnes par l'iris gauche.

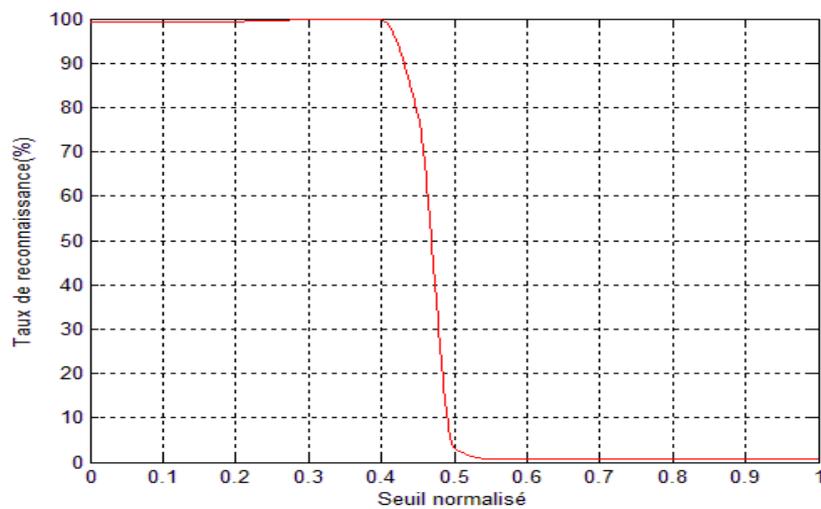


Figure 3.18 Taux de reconnaissance du système de vérification des personnes par l'iris gauche.

La Figure 3.19 montre le taux d'erreur des FAR et FRR en fonction du seuil normalisé du système de vérification des personnes par l'iris gauche.

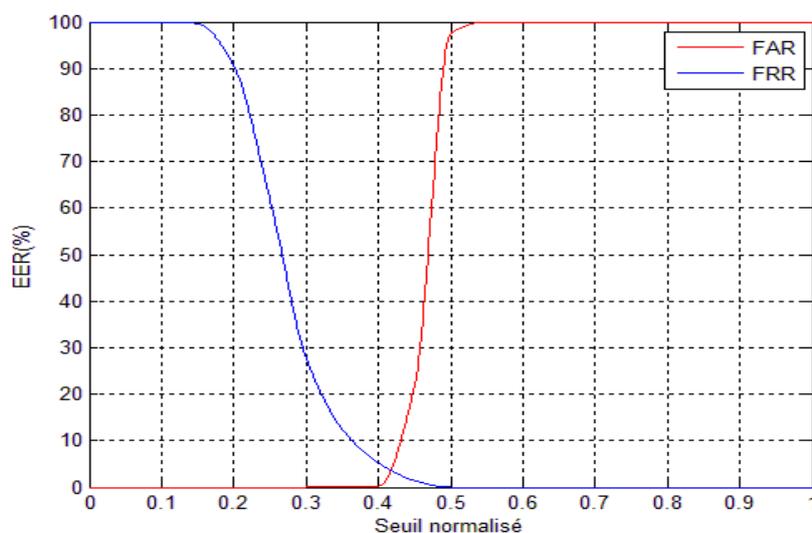


Figure 3.19 Taux d'erreur des FAR et FRR du système de vérification des personnes par l'iris gauche.

- Discussion

Nous avons obtenu un taux de reconnaissance égal à 99.28% qui correspond à un seuil de décision égal à 0.41 (voir Figure 3.18) avec un taux de fausses acceptations (FAR) égal à 0.68% et un taux de faux rejets (FRR) égal à 4.32%. Le point de croisement des courbes FAR et FRR correspond à la valeur de EER égal à 3.66% (voir Figure 3.19).

3.1.5.2. Système unimodal de vérification des personnes par l'iris droit

La Figure 3.20 illustre le taux de reconnaissance en fonction du seuil normalisé du système de vérification des personnes par l'iris droit.

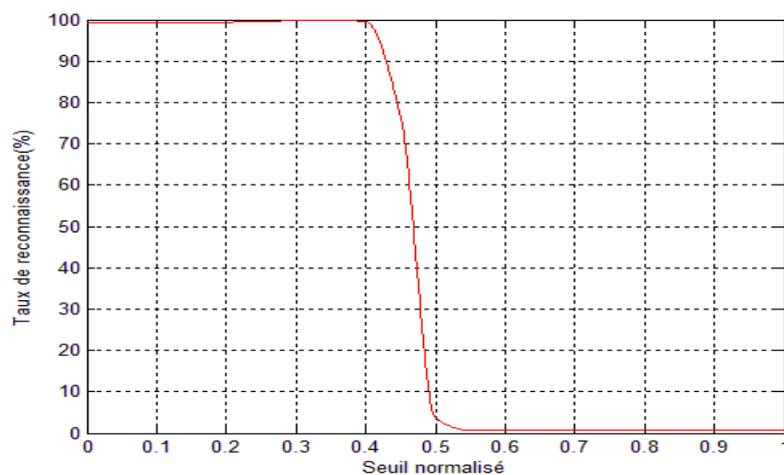


Figure 3.20 Taux de reconnaissance du système de vérification des personnes par l'iris droit.

La Figure 3.21 montre le taux d'erreur des FAR et FRR en fonction du seuil normalisé du système de vérification des personnes par l'iris droit.

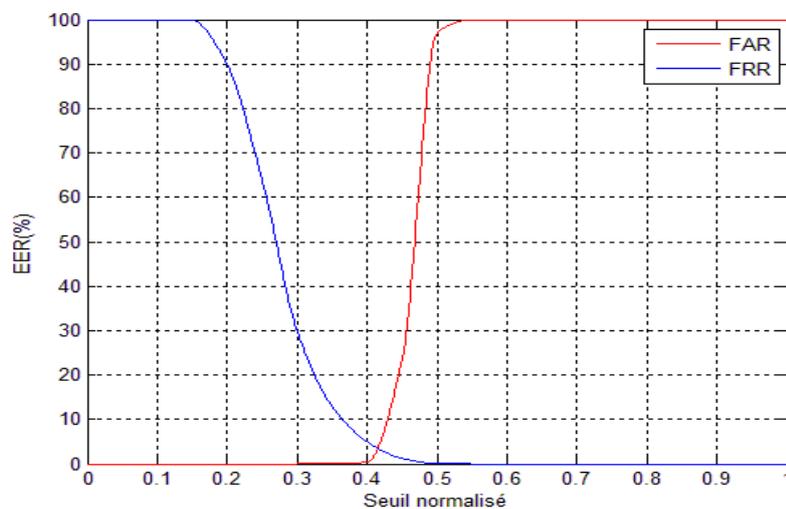


Figure 3.21 Taux d'erreur des FAR et FRR du système de vérification des personnes par l'iris droit.

- Discussion

D'après nos résultats, nous avons obtenu un taux de reconnaissance égal à 99.00% qui convient à un seuil de décision égal à 0.41 (voir Figure 3.20). Les taux de fausses acceptations (FAR) et de faux rejets (FRR) sont respectivement égaux à 0.96%, 4.32%. La valeur de EER qui correspond au point d'intersection des courbes FAR et FRR est égal à 3.5% (voir Figure 3.21).

3.1.5.3. Evaluation des systèmes unimodaux de vérification

Tableau 3.3 Performance des systèmes unimodaux.

	Iris gauche	Iris droit
Taux de reconnaissance (%)	99.86	99.85
FAR (%)	0	0
FRR (%)	19.57	20.93
EER (%)	3.66	3.5
Temps de traitement (s)	11.79	10.72

- Discussion

Afin de renforcer la sécurité du système, le taux de fausses acceptations (FAR) doit être égal à 0. D'après le Tableau 3.3, pour le système unimodal de vérification des personnes par l'iris gauche, nous avons décalé le seuil de décision de 0.41 à 0.32, pour avoir un taux de fausses acceptations (FAR) égal à 0, un taux de faux rejets (FRR) égal à 19.57%, un taux de reconnaissance égal à 99.86%. Le temps de traitement du système pour une seule image d'iris est égal à 11,79 secondes. De même, pour le système unimodal de vérification des personnes par l'iris droit, nous avons décalé le seuil de décision de 0.41 à 0.32 pour avoir un taux de fausses acceptations (FAR) égal à 0, un taux de faux rejets (FRR) égal à 20.93%, un taux de reconnaissance égal à 99.85%. Le temps de traitement du système pour une seule image d'iris est égal à 10.72 secondes.

D'après les résultats obtenus, nous remarquons que les systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris gauche ou droit, affichent des bons taux de reconnaissance, mais aussi des taux de faux rejets (FRR) très élevés qui influent sur la performance de ces systèmes. Pour cela, nous avons fusionné les deux iris afin d'obtenir une meilleure performance en terme de taux de reconnaissance et des taux d'évaluation (FAR, FRR).

3.1.5.4. Système de vérification des personnes par les deux iris

Nous avons élaboré deux systèmes de vérification des personnes par les deux iris. La fusion des deux iris est effectuée au niveau de caractéristiques pour le premier système (Système I). Ainsi qu'au niveau de scores par la *DST (Dempster Shafer Theory)* pour le deuxième (Système II).

- Fusion au niveau de caractéristiques

La Figure 3.22 illustre le taux de reconnaissance en fonction du seuil normalisé du système I.

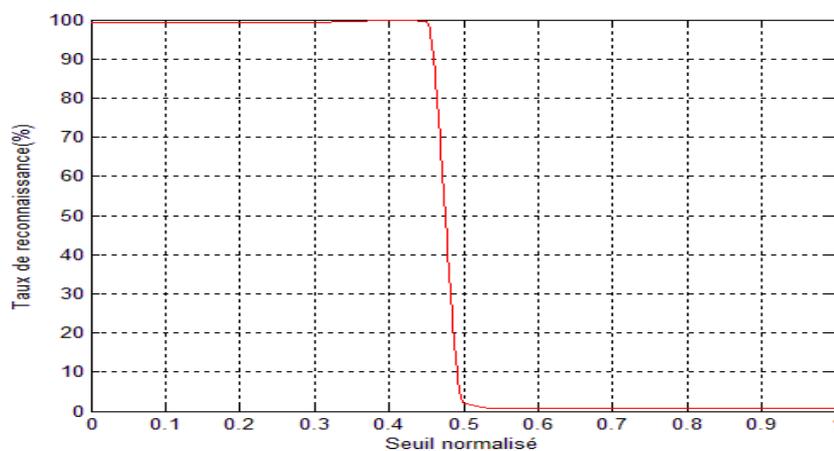


Figure 3.22 Taux de reconnaissance du système I.

La Figure 3.23 montre le taux d'erreur des FAR et FRR en fonction du seuil normalisé du système I.

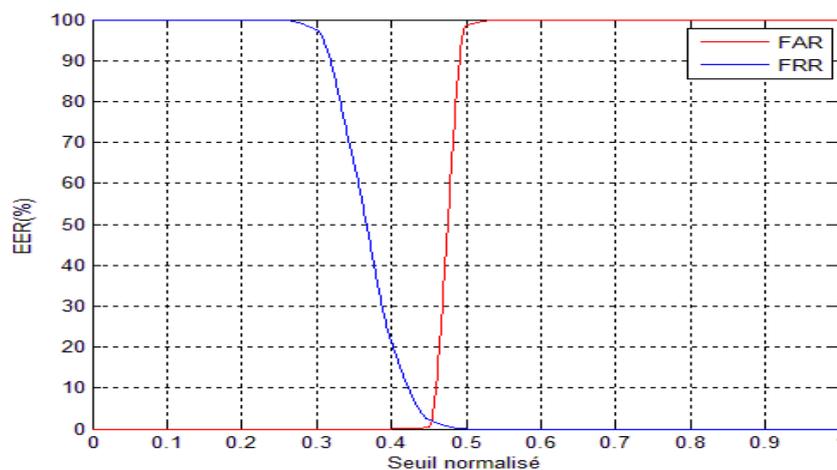


Figure 3.23 Taux d'erreur des FAR et FRR du système I.

- Discussion

D'après les résultats obtenus, nous avons eu un taux de reconnaissance égal à 99.56%, à un seuil de décision égal à 0.43 (voir Figure 3.22), un taux de fausses acceptations (FAR) égal à 0.43% et un taux de faux rejets (FRR) égal à 0.76% (voir Figure 3.23).

- Evaluation du système I de vérification

Tableau 3.4 Comparaison des performances des systèmes unimodaux et du système I.

	Iris gauche	Iris droit	Système I
Taux de reconnaissance	99.86	99.85	99.96
FAR (%)	0	0	0
FRR (%)	19.57	20.93	6.44
EER (%)	3.66	3.5	1.4
Temps de traitement (s)	11.79	10.72	14.84

- Discussion

D'après le Tableau 3.4, afin de garantir une meilleure sécurité au système I, nous avons décalé le seuil de décision de 0.43 à 0.38 afin d'avoir un taux de fausses acceptations (FAR) égal à 0. Ainsi, nous obtenons un taux de reconnaissance égal à 99.96%, un taux de faux rejets (FRR) égal à 6.44%, un taux d'égale erreur EER égal à 1.4%. Le temps de traitement du système pour une seule image d'iris est égal à 14,84 secondes.

Nous concluons que le système de vérification des personnes par les deux iris (Système I) est plus efficace que celui des systèmes unimodaux (iris gauche, iris droit), avec une augmentation en taux de reconnaissance égale respectivement à 0.10-0.11% et une large diminution en taux de faux rejets (FRR) égale respectivement à 13.13-14.49%. De plus, le temps de traitement du système pour deux iris est plus grand que celui d'un seul iris gauche ou droit, avec une petite augmentation égale à 3.07-4.12 secondes.

- Fusion au niveau de scores

La Figure 3.24 illustre le taux de reconnaissance en fonction du seuil normalisé du système II.

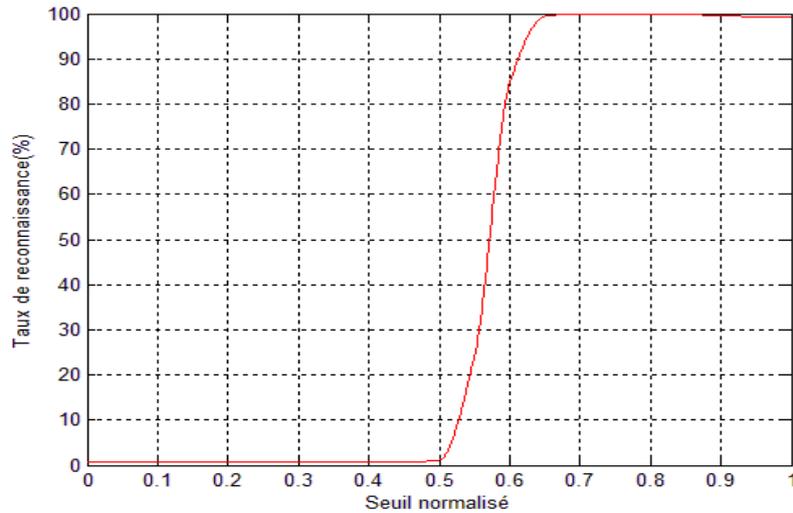


Figure 3.24 Taux de reconnaissance du système II.

La Figure 3.25 montre le taux d'erreur des FAR et FRR en fonction du seuil normalisé du système II.

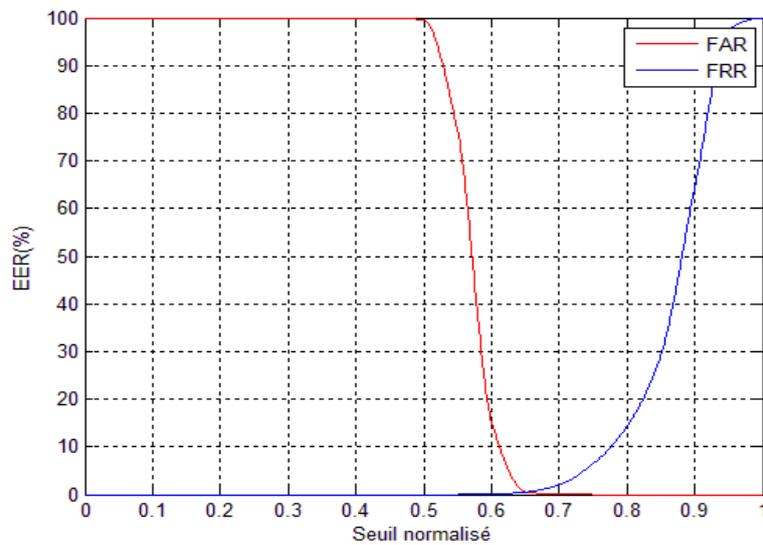


Figure 3.25 Taux d'erreur des FAR et FRR du système II.

- Discussion

Nous avons obtenu un taux de reconnaissance égal à 99.85%, correspondant à un seuil de décision égal à 0.67 (voir Figure 3.24), un taux de fausses acceptations (FAR) égal à 0.13% et un taux de faux rejets (FRR) égal à 0.76% (voir Figure 3.25).

- Evaluation du système II de vérification

Tableau 3.5 Comparaison des performances des systèmes unimodaux et du système II.

	Iris gauche	Iris droit	Système II
Taux de reconnaissance	99.86	99.85	99.97
FAR (%)	0	0	0
FRR (%)	19.57	20.93	4.49
EER (%)	3.66	3.5	1.4
Temps de traitement (s)	11.79	10.72	15.39

- Discussion

D'après le Tableau 3.5, pour augmenter la sécurité du système II, nous avons décalé le seuil de décision de 0.67 à 0.73, pour obtenir un taux de fausses acceptations (FAR) nul, un taux de faux rejets FRR égal à 4.49%, un taux de reconnaissance égal à 99.97%. Le temps de traitement du système pour une seule image d'iris est égal à 15.39 secondes.

Nous concluons que le système de vérification des personnes par les deux iris (Système II), est plus efficace que celui des systèmes unimodaux (iris gauche, iris droit), avec une augmentation en taux de reconnaissance égale respectivement à 0.11-0.12% et une large diminution en taux de faux rejets (FRR) égale respectivement à 15.08-16.44%. En plus, le temps de traitement du système pour deux iris, est plus grand que celui d'un seul iris gauche ou droit avec une petite augmentation égale à 3.6-4.67 secondes.

- Evaluation des systèmes de vérification des personnes par les deux iris

Tableau 3.6 Performance des systèmes I et II de vérification.

	Système I	Système II
Taux de reconnaissance	99.96	99.97
FAR(%)	0	0
FRR(%)	6.44	4.49
EER(%)	1.4	1.4
Temps de traitement (s)	14.84	15.39

- Discussion

D'après le Tableau 3.6, nous constatons que le système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la *DST (Dempster Shafer Theory)* (Système II), est plus performant que le système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris

au niveau de caractéristiques (Système I) en termes de taux de reconnaissance et de taux d'évaluation. Ainsi, nous choisissons le système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la *DST* (*Dempster Shafer Theory*) (Système II) comme système de référence.

La Figure 3.26 illustre les courbes *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) du système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la *DST* (*Dempster Shafer Theory*) (Système II) et des systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris gauche et l'iris droit.

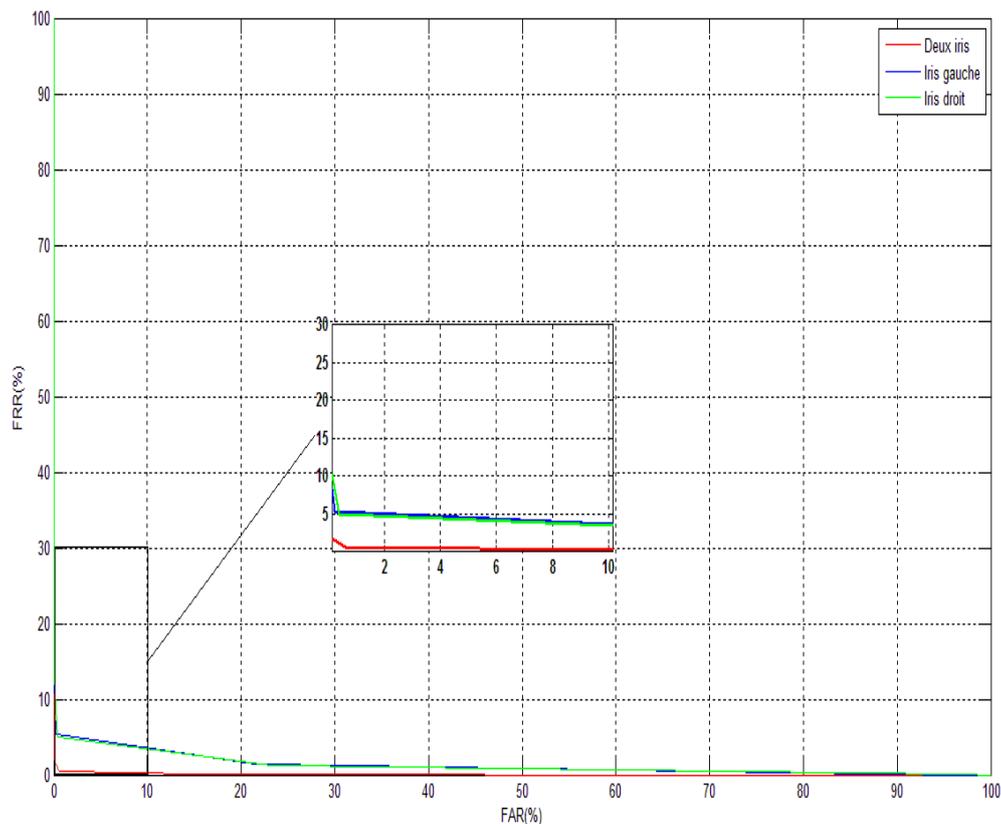


Figure 3.26 Courbe ROC des systèmes unimodaux et de vérification des personnes par les deux iris.

- Discussion

D'après la Figure 3.26, la courbe *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) du système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de scores tend à épouser la forme du repère, plus que les courbes *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) des systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris gauche et l'iris droit.

Nous concluons que le système de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la *DST (Dempster Shafer Theory)*, est plus efficace que les systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris gauche et l'iris droit.

- **Comparaison entre la méthode proposée [Gha 16] et la méthode d'Iftakhar and al. [Ift 14]**

Tableau 3.7 Comparaison de performances des deux méthodes.

Système de vérification des personnes par les deux iris	Taux de reconnaissance (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
Méthode d'Iftakhar and al. [Ift 14]	99.92	0	9.96	-
Méthode proposée (Système II) [Gha 16]	99.97	0	4.49	1.4

- **Discussion**

D'après le Tableau 3.7, nous remarquons que le système de vérification, fusionnant les deux iris au niveau de scores (Système II) [Gha 16], est plus efficace que celui d'Iftakhar and al. [Ift 14], car la méthode de fusion de *Dempster Shafer Theory (DST)*, qui représente l'incertitude sous forme de masses d'évidence, apporte au système un degré de confiance, contrairement à la méthode de fusion utilisée par Iftakhar and al. [Ift 14] basée sur la règle *ET*, qui est drastique et conduit à une augmentation des taux de fausses acceptations, affaiblissant ainsi la sécurité du système.

3.1.5.5. Interface graphique pour la vérification

Nous avons développé une interface graphique, qui regroupe l'ensemble des algorithmes du système de vérification, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la *DST (Dempster Shafer Theory)*.

L'application consiste à calculer le degré de similarité de deux individus : Individu X (iris gauche, iris droit), Individu Y (iris gauche, iris droit) par la distance de Hamming, en utilisant la théorie de *Dempster Shafer*, ainsi que le temps de traitement.

La Figure 3.27 montre l'interface graphique de notre système de vérification, fusionnant les deux iris au niveau de scores par la *DST (Dempster Shafer Theory)*.

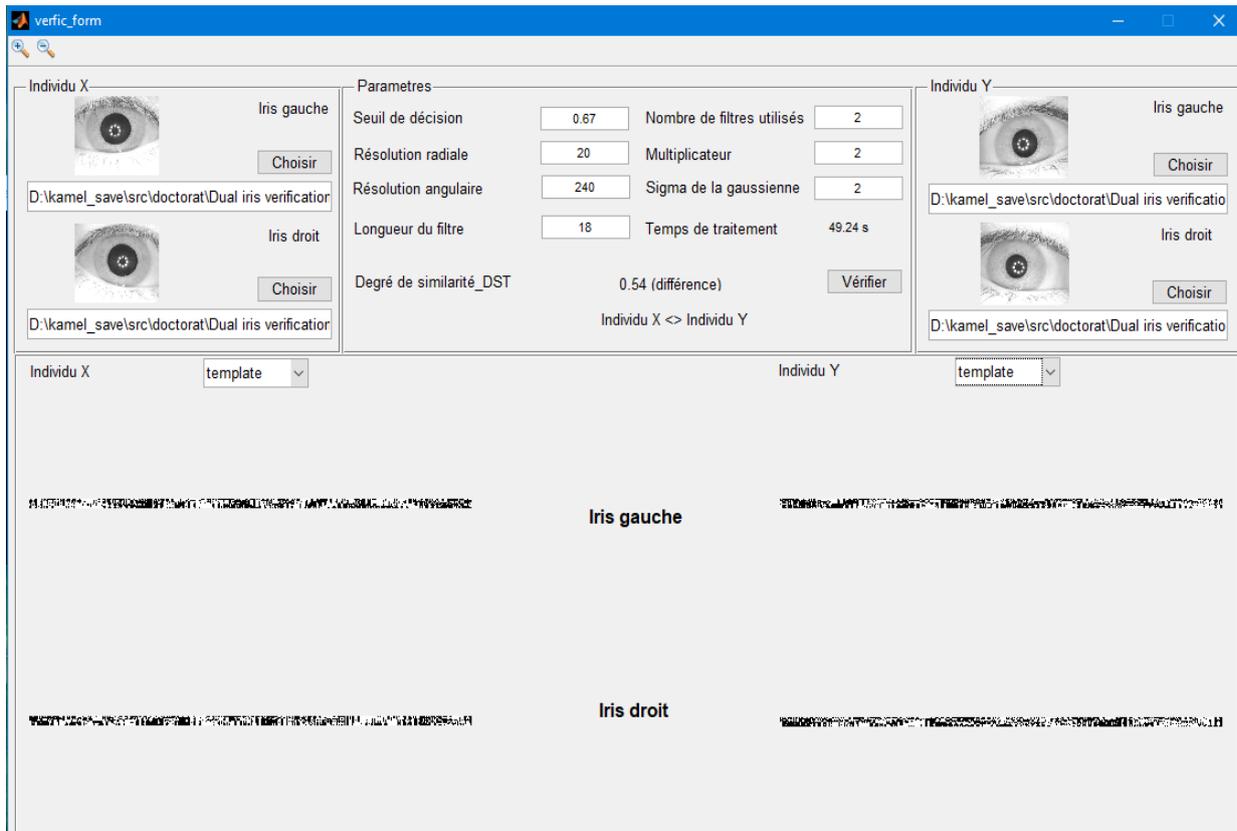
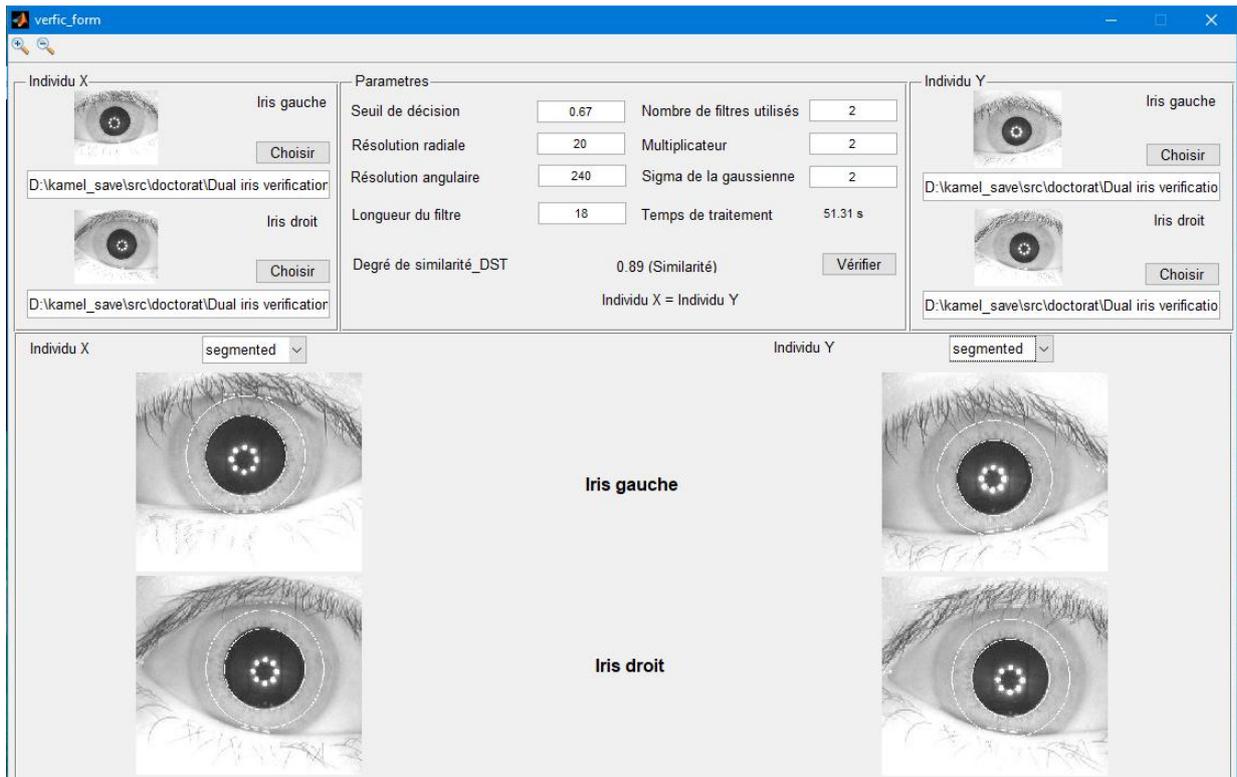


Figure 3.27 Présentation de l'interface graphique pour la vérification.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré que notre méthode de segmentation : la transformée de Hough affichant un taux de réussite égal à 99,57% et un temps de traitement égal à 12.60 secondes est plus robuste que l'opérateur intégral-différentiel, affichant un taux de réussite égal à 89.93% et un temps de traitement égal à 13.93 secondes. Nous avons aussi prouvé que l'extraction des caractéristiques de l'iris par le filtre de Log-Gabor 1D, affichant un taux de réussite égal à 99.96% et un temps de traitement égal à 19.75 secondes est plus performant que l'ondelette de Haar, affichant un taux de réussite égal à 87.90% et un temps de traitement égal à 20.51 secondes. De plus, les systèmes de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de caractéristiques et au niveau de scores sont plus efficaces que les systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris (iris gauche, iris droit). La comparaison des deux systèmes de vérification, fusionnant les deux iris au niveau de caractéristiques et au niveau de score basé sur la théorie de *Dempster Shafer* a montré l'efficacité du dernier système. Ainsi, notre système de référence est bien celui basé sur la théorie de *Dempster Shafer*.

En dernier, nos tests effectués sur un échantillon du premier ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1] ont montré que notre système de référence basé sur la théorie de *Dempster Shafer* [Gha 16] est plus performant que celui d'Iftakhar and al. [Ift 14] basée sur la règle *ET*, affichant un très bon taux de reconnaissance égal à 99.97% et des bons taux d'évaluation : *FAR* (*False Accept Rate*) égal à 0, *FRR* (*False Reject Rate*) égal à 4.49%, *EER* (*Equal Error Rate*) égal à 1.4%.

Chapitre 4

Systeme d'identification des personnes par SVM (Support Vector Machine)

Chapitre 4 Système d'identification des personnes par SVM

Introduction

En mode identification, l'utilisateur ne dévoile pas explicitement son identité. Cependant, l'affirmation implicite faite par l'utilisateur est qu'il est une des personnes déjà enrôlées par le système. Ainsi, l'image de l'iris de l'individu est comparée avec les modèles de toutes les personnes de la base de données. La sortie du système biométrique est constituée par l'identité de la personne dont le modèle possède le degré de similitude, le plus élevé avec le vecteur de caractéristiques présenté en entrée. Il s'agit donc, dans ce cas là d'un problème de classification multi-catégories.

Le but de classification est donc d'assigner automatiquement une étiquette au vecteur de caractéristiques précédemment extrait. Cette étiquette représente la catégorie à laquelle appartient le vecteur de caractéristiques présenté en entrée. Beaucoup de méthodes de classification ont été proposées au cours de ces dernières années. Parmi ces méthodes, on peut citer :

Dans [Ben 15], les auteurs ont présenté une nouvelle méthode de classification des individus à partir des images d'iris et d'empreinte digitale appelée *Artificial Immune Recognition System*. Tandis que dans [Sha 16], les auteurs ont proposé comme approche de classification des personnes à partir des images des deux iris, les réseaux de neurones *MLP (Multilayer Perceptron)*. Alors que dans [Vin 16], les auteurs ont proposé comme méthode de classification, les *SVM (Support Vector Machine)* pour l'identification des personnes à partir des images des empreintes digitales, des empreintes palmaires et de la géométrie de la main.

Mais parmi ces techniques, celle qui connaît actuellement le plus de succès est la technique des machines à vecteurs de support. L'avantage de cette technique est qu'elle garantit une bonne classification des données volumineuse.

4.1. Identification

Dans ce chapitre, nous présenterons les machines à vecteurs de support. L'idée fondamentale des SVM est de construire une machine optimale d'apprentissage pour une meilleure généralisation (fonction de décision). L'objectif des SVM est de garantir une marge de séparation maximale des données à l'aide d'un hyperplan, les vecteurs de support sont les points les plus proches de l'hyperplan.

Par la suite, le problème de classification binaire linéaire et non linéaire sera traité. En effet, l'espace des données peut toujours être plongé dans un espace de plus grande dimension, dans lequel les données peuvent être séparées linéairement.

Puis, les méthodes d'extension des SVM au cas multi-classes seront exposées. On distingue deux approches : un contre tous et un contre un. L'avantage de l'approche un contre un est qu'elle garantit une meilleure séparation des données.

Ainsi, nous établirons un système d'identification des personnes par les deux iris, en utilisant comme classifieur les SVM multi-classes adoptant l'approche un contre un.

Enfin, nous présenterons deux modèles du système d'identification des personnes par les deux iris, en utilisant les SVM multi-classes adoptant l'approche un contre un. La méthode de la validation croisée sera utilisée pour limiter le phénomène d'over-fitting. Le modèle I du système d'identification des personnes par les deux iris consiste à effectuer l'apprentissage sur l'iris droit et le test sur l'iris gauche. Par contre, le modèle II consiste à effectuer l'apprentissage sur l'iris gauche et droit et le test sur l'iris gauche ou droit. Une évaluation des deux modèles du système d'identification des personnes par les deux iris sera effectuée.

4.1.1. SVM (Support Vector Machine)

Les algorithmes de classification SVM sont aujourd'hui considérés comme une des méthodes, les plus performantes pour de nombreux problèmes réels de classification et de régression. A l'origine, ils ont été conçus pour construire une fonction discriminante permettant de séparer au mieux des régions complexes dans des problèmes de classification binaire.

L'origine des SVM remonte à 1975, lorsque Vapnik et Chervonenkis (VC) proposèrent le principe du risque structurel et de la dimension de VC pour caractériser la capacité d'une machine d'apprentissage. A cette époque, ce principe n'a pas trouvé place et il n'existe pas

encore un modèle de classification solidement appréhendé pour être utilisable. Il a fallu attendre jusqu'à l'an 1982 pour que Vapnik [Vap 82] propose un premier classifieur basé sur la minimisation du risque structurel baptisé SVM.

Ce Modèle était toutefois linéaire et l'on ne connaissait pas encore le moyen d'introduire des frontières de décision non linéaires.

En 1992, Boser et al. [Bos 92] proposent une version régularisée de SVM qui tolère les erreurs d'apprentissage tout en le pénalisant. L'idée fondamentale des SVM est de construire une machine optimale d'apprentissage pour une meilleure généralisation (fonction de décision) ; L'approche SVM passe par deux étapes :

- **Etape de formation** : elle nécessite un ensemble de données d'apprentissage (ensemble de couples $\{x_i : \text{entrée}, y_i : \text{sortie désirée}\}$), pour apprendre les paramètres du modèle, puis la recherche d'un hyperplan de séparation optimale de ces données, en maximisant la marge dont le but est de trouver une fonction de décision.
- **Etape de test** : elle nécessite de nouvelles données pour tester la fonction de décision déterminée par l'étape de formation.

4.1.1.1. Notions de base

- Classification binaire

La classification binaire (problèmes à deux-classes), l'étiquette y peut prendre seulement deux valeurs distinctes $y = \{-1, +1\}$. Dans ce cas-ci, le problème de classification consiste à trouver une surface de séparation simple S qui divise l'espace x d'entrée en deux demi-espaces, chacun d'eux correspondant à une classe.

La surface de séparation peut être décrite par une fonction à valeurs réelles h en tant que :

$$S = \{x : h(x) = 0\} \quad (4.1)$$

La fonction de décision f correspondante, classe alors un exemple x selon le côté de S où il se trouve. Mathématiquement cela se traduit par :

$$f(x) = \text{sign}(h(x)) \quad (4.2)$$

- Classification linéaire

Dans le cas de la classification linéaire, la surface de séparation S est un hyperplan défini par :

$$S = \{x: h(x) = w^T x + b = 0\} \quad (4.3)$$

Où les vecteurs w et b sont les paramètres à déterminer.

Entraîner un classifieur, avec un ensemble d'apprentissage $\{(x_i, y_i), i = 1: M\}$ consiste à trouver le modèle f :

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + b) = y_i, i = 1, \dots, M \quad (4.4)$$

Ce qui est équivalent à :

$$y_i(w^T x_i + b) > 0, i = 1, \dots, M \quad (4.5)$$

Si un tel hyperplan existe, alors l'ensemble d'apprentissage est linéairement séparable voir Figure 4.1.

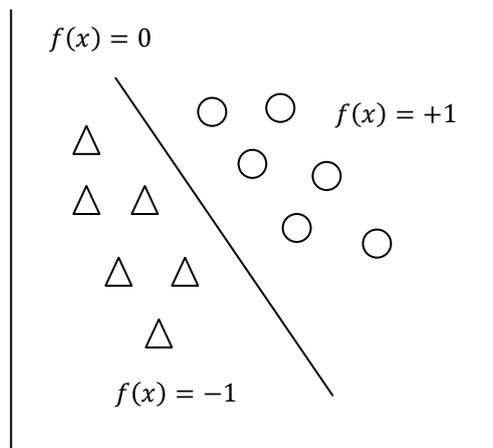


Figure 4.1 Hyperplan séparateur entre 2 classes.

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplans voir Figure 4.2 qui séparent les deux classes, le problème qui se pose alors, est comment trouver l'hyperplan optimal, c'est-à-dire celui qui minimise le risque d'erreur.

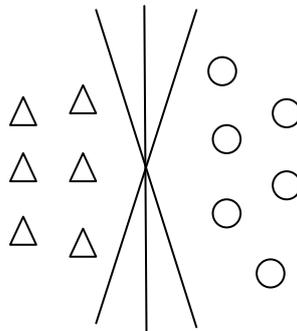


Figure 4.2 Il peut exister plusieurs hyperplans séparant 2 classes.

4.1.1.2. Formulation des SVM

L'hyperplan optimal est celui dont la marge est maximale voir Figure 4.3. La marge est définie par les points les plus proches de l'hyperplan, ces points sont appelés les vecteurs de support.

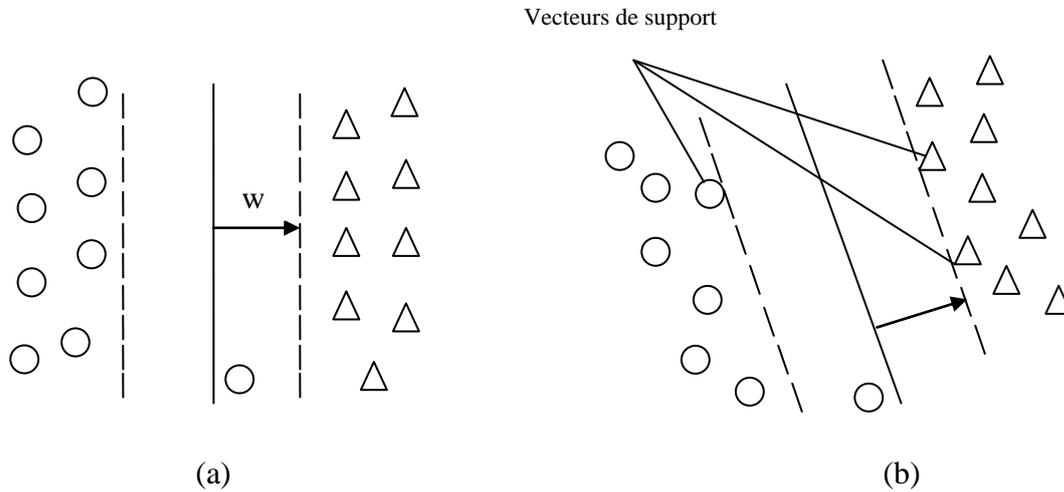


Figure 4.3 Les SVMs trouvent l'hyperplan optimal pour la généralisation (un nouveau vecteur est bien classé dans le cas (b), il ne l'ait pas dans le cas (a)).

Normaliser, la marge vaut $\frac{2}{\|w\|}$ avec :

$$w^T x + b = 1 \tag{4.6}$$

- Cas linéaire

La formulation primale d'une SVM pour le cas linéaire s'effectue comme suit :

Les paramètres du modèle voir l'équation (4.6) sont déterminés, en résolvant le problème d'optimisation ci-après qui exprime la maximisation de la marge $\frac{2}{\|w\|}$:

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{Sous contrainte : } \forall i, y_i (w^T x_i + b) \geq 1 \end{cases} \tag{4.7}$$

Le problème peut être résolu en utilisant les multiplicateurs de Lagrange α et en introduisant les contraintes dans la fonction objective, le problème primal devient dual :

$$\begin{cases} L(w,\alpha,b) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^M \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \\ \forall i \alpha_i > 0 \end{cases} \tag{4.8}$$

M étant le nombre d'exemples d'apprentissage.

On utilise ensuite, les conditions *Karush Khun Tucker* [Kuh 51] pour exprimer les variables primales en fonction des variables duales :

$$\begin{cases} \frac{\partial L(w, \alpha, b)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i x_i = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i x_i \\ \frac{\partial L(w, \alpha, b)}{\partial b} = \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

En substituant (4.9) dans (4.8), on peut reformuler le problème dual comme suit :

$$\begin{aligned} \max L(\alpha) &= \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \\ \text{Sous contrainte} &\begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \forall i, \quad \alpha_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4.10)$$

$\langle x_i, x_j \rangle$ représente le produit scalaire de deux vecteurs x_i et x_j .

La fonction de décision est exprimée alors par l'expression suivante :

$$f(x, \alpha, b) = \sum_{i \in \text{SV}} \alpha_i y_i \langle x, x_i \rangle + b \quad (4.11)$$

A partir d'un ensemble d'apprentissage $\{(x_i, y_i)\}$, l'apprentissage d'une machine à vecteurs de support consiste à déterminer les paramètres de la fonction f (les α_i et b), les meilleurs au sens de la maximisation de la marge. Les α_i sont non nuls pour un sous ensemble des points d'apprentissage que l'on appelle les Vecteurs de Support (VS) et sont nuls pour les autres. Par conséquent, l'avantage de cet algorithme est son espacement réduit, puisque seulement un petit ensemble des exemples d'apprentissage sont finalement retenus pour le classifieur.

- **Hyperplan à marge molle : relâcher les contraintes**

Dans le cas non linéairement séparable, et lorsque l'on recherche une surface de séparation linéaire, on introduit des variables d'écart : Le problème d'optimisation quadratique énoncé dans l'équation (4.7) a une solution dans le cas de données séparables uniquement. Dans le cas contraire, les conditions de *Karush Khun Tucker* (KKT) ne sont jamais satisfaites. On utilise alors une technique qui consiste à accepter des erreurs d'apprentissage, tout en les pénalisant. On introduit un paramètre de pénalisation C qui règle le degré de compromis

désiré entre la séparabilité des classes et l'étanchéité du modèle, aux erreurs d'apprentissage.

Pour ce faire, redéfinissons la contrainte de l'équation (4.7) en considérant des variables d'écart (slack variables) : $\xi_i \geq 0, \forall i = 1, \dots, M$ associées aux données x_i de l'ensemble d'apprentissage.

$$\begin{cases} \min_{w, b, \xi_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i \\ \text{Sous contrainte : } \forall i, y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \end{cases} \quad (4.12)$$

Cette nouvelle formulation mène au même problème dual (4.10), mais avec l'addition d'une limite supérieure sur les multiplicateurs de Lagrange.

$$\max L(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \quad (4.13)$$

$$\text{Sous contraintes } \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1 \dots M \end{cases}$$

Les variables indiquent où se trouve x_i par rapport à l'hyperplan voir Figure 4.4.

Si $\xi_i = 0$, alors x_i est correctement classé.

Si $\xi_i \geq 1$, alors x_i est mal classé.

Si $0 < \xi_i < 1$, alors x_i est bien classé, mais à l'intérieur de la marge.

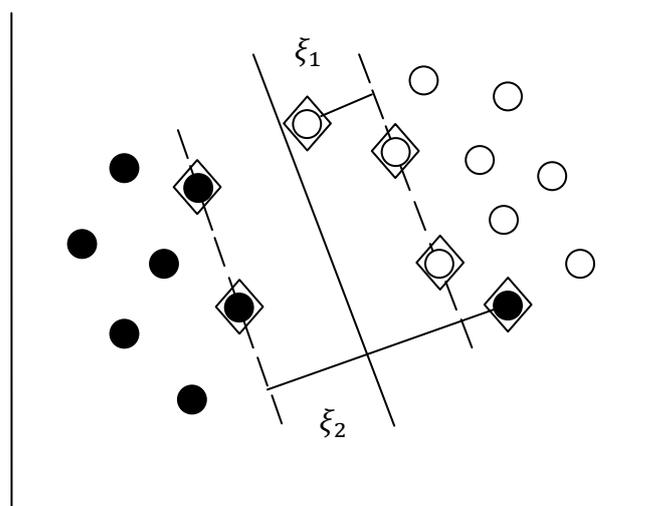


Figure 4.4 SVM à marge molle séparant les points blancs des points noirs. Les Vecteurs de Support (VS) sont représentés par des carrés. Les variables d'écart ξ_1 et ξ_2 sont assignées respectivement à un point à l'intérieur de la marge. Un exemple bien classé et à un autre mal classé.

- Problèmes non linéairement séparables

Dans la réalité, la plupart des tâches de reconnaissance de formes sont complexes, comme par exemple le cas d'identification des personnes. Par conséquent, le besoin de classificateurs non linéaires capables de mettre en application des surfaces de séparation plus complexes est nécessaire.

Par ailleurs, même si l'algorithme des SVM sous sa forme initiale revient à chercher une frontière de décision linéaire entre deux classes, ce modèle peut être facilement étendu au cas non linéaire. Le principe consiste à projeter les données initiales dans un espace des caractéristiques F (feature space), éventuellement de plus grande dimension que l'espace des entrées afin de rendre linéairement séparable le jeu de données et de construire ensuite, un hyperplan optimal séparant les deux classes dans cet espace voir Figure 4.5. L'objectif est de trouver une surface de séparation linéaire dans l'espace des caractéristiques qui corresponde à une surface non-linéaire dans l'espace d'entrée.

Considérons l'application : $\varphi : X \rightarrow F$
 $x \rightarrow \varphi(x)$

Il suffit alors d'appliquer l'algorithme des SVM linéaire dans F et non plus dans X .

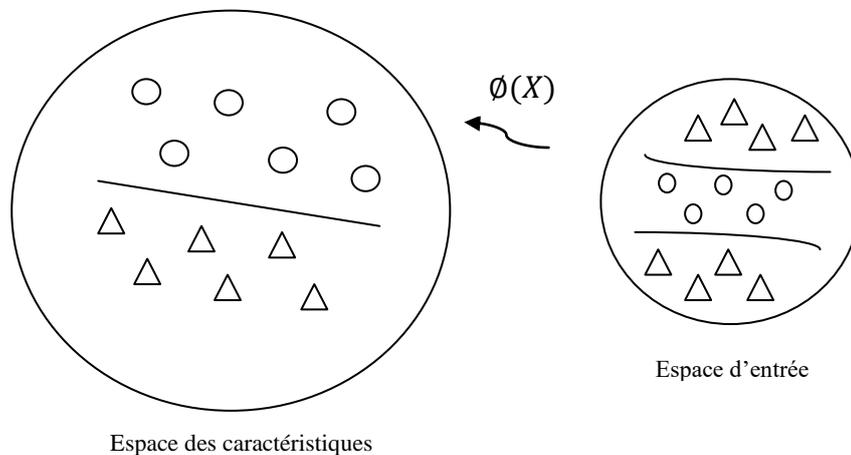


Figure 4.5 Illustration de l'effet du changement d'espace par une fonction noyau. Les données non linéairement séparables dans l'espace de départ le sont à présent dans l'espace des caractéristiques.

En appliquant la technique de construction de l'hyperplan dans cet espace, on obtient la fonction de classification suivante :

$$class_{\mathcal{A}}(x) = \text{sign} \left[\sum_{i \in sv} \alpha_i y_i \langle \Phi(x), \Phi(x_i) \rangle + b \right] \quad (4.14)$$

On note que pour calculer cette fonction de classification, on n'utilise que le produit scalaire dans l'espace des caractéristiques qui peut également être exprimé dans l'espace d'entrée par ce qu'on appelle le noyau $K(x, y)$ symétrique. Un noyau est intuitivement une mesure de similarité définie entre deux objets d'un même ensemble.

On remplace donc, le produit scalaire par le noyau K

$$K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \quad (4.15)$$

On obtient la fonction de classification suivante qui n'utilise même pas la transformation Φ :

$$classe(x) = \text{sign} \left[\sum_{i \in \text{sv}} \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right] \quad (4.16)$$

Parmi les noyaux les plus utilisés on trouve :

Tableau 4.1 Différents types de fonction noyau.

Fonction noyau	Type	Paramètres
Linéaire	$K(x, y) = x \cdot y$	
Polynomiale	$(x, y) = (ax \cdot y + b)^d$	Puissance d
RBF	$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\ x - y\ }{\sigma^2}\right)$	Ecart type σ^2
Sigmoïde	$K(x, y) = \tanh(ax \cdot y + b)$	Les conditions de Mercer ne sont vérifiées que pour certaines valeurs de a et b

Les valeurs des paramètres de noyaux affectent directement la complexité de la frontière de décision du classifieur. Aussi, ses valeurs influencent sur le nombre de vecteurs de support du classifieur. On peut trouver une description plus détaillée sur les noyaux dans [Cor 95].

4.1.1.3. Les SVM Multi-classes

Même si au départ, les SVM ont été dédiées à la classification binaire, on peut les étendre au cas multi-classes ; Il existe différentes approches pour effectuer la classification dans le cas de catégories multiples par SVM :

D'une manière directe, ou on essaye de résoudre un problème d'optimisation générale, ou bien en fusionnant plusieurs classifieurs binaires (méthodes de décomposition), les résultats obtenus par chaque classifieur binaire sont alors combinés pour donner le résultat final, il existe plusieurs méthodes de décomposition, parmi ces méthodes, on peut citer :

- Approche Un contre tous (OVA)

Le premier algorithme multi-classes employé pour les SVM [Sch 95] [Vap 00] est également le plus simple. Il consiste à utiliser un classifieur binaire pour chaque classe. Celui-ci est appris pour discriminer, les exemples de la classe des exemples de l'ensemble des autres classes, d'où son nom de Un contre tous (ou One versus All, OVA). Si l'on désigne par f_c la fonction de décision du classifieur concernant la classe c , l'algorithme OVA choisit donc la classe maximisant les valeurs prises par les fonctions de décisions :

$$\hat{y} = \underset{1 \leq c \leq C}{\operatorname{argmax}} f_c(x) \quad (4.17)$$

En pratique, l'algorithme OVA, se révèle très efficace pour la prise de décision, malgré sa simplicité. Les défauts majeurs de cet algorithme est le fait que des fonctions de décision peuvent être peu fiables, si certaines classes disposent de beaucoup moins d'exemples d'apprentissage que les autres.

- Approche Un contre un (OVO)

Lorsque le nombre de classes est trop élevé, le problème de séparation OVA peut devenir trop complexe, engendrant ainsi des classifieurs mal calibrés. On peut donc, espérer mieux contrôler la complexité des surfaces de décision, en se restreignant à l'usage de classifieurs appris sur des couples de classes. Les Figures 4.6 et 4.7 illustrent cette différence sur un problème simple n'impliquant que 3 classes. On peut ainsi constater que le formalisme un contre tous (à gauche) peine à déterminer un plan de séparation adéquat pour la discrimination 1 vs 2&3 alors que, le problème ne se pose pas dans une approche par paires (à droite).

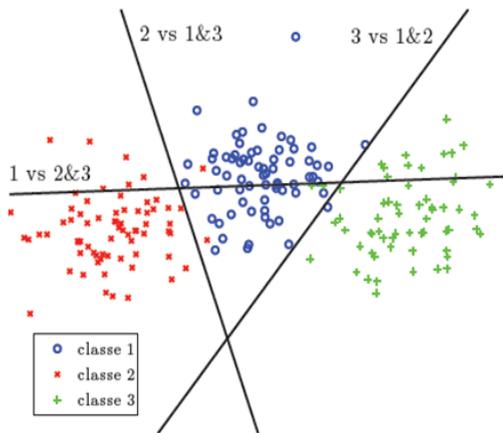


Figure 4.6 Hyperplans de séparation par approche un contre tous (OVA) sur 3 classes.

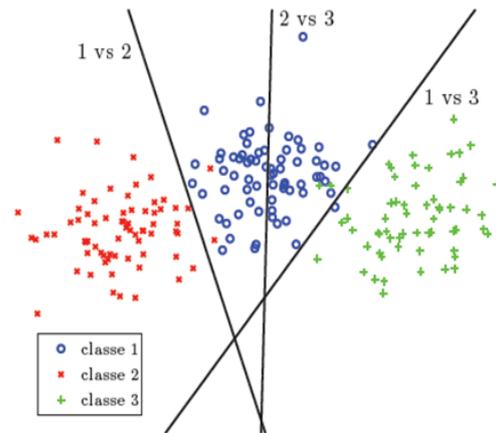


Figure 4.7 Hyperplans de séparation par approche un contre un (OVO) sur 3 classes.

L'approche un contre un, généralement attribuée à Knerr et al. [Kne 90] et Friedman [Fri 96], se base sur les résultats des classifieurs séparant chacune des $\frac{C(C-1)}{2}$ paires sur les C classes.

On désigne par f_{kl} , la fonction de décision du classifieur appris pour discriminer la classe positive k et la classe négative l ; on peut donc également considérer le classifieur $f_{lk} = -f_{kl}$, pour simplifier les notations à venir. Friedman propose la règle de décision multi-classes suivante basée sur un vote majoritaire sur l'ensemble des classes :

$$\hat{y} = \underset{1 \leq k \leq C}{\operatorname{argmax}} \sum_{l=1}^C H(f_{kl}(x)) \quad (4.18)$$

Où H est la fonction de Heaviside. La stratégie du vote majoritaire associée aux classifieurs par paires est employée pour la première fois sur les SVM par Kressel [Kre 97], et est depuis largement reprise dans la littérature.

4.1.2. Résultats expérimentaux -Identification-

4.1.2.1. Identification

C'est une opération qui consiste à vérifier l'identité requête parmi l'ensemble des individus de la base de données préenregistrée, appelée aussi galerie. Pour cela, nous avons élaboré un système d'identification des personnes par les deux iris, utilisant les SVM multi-classes adoptant l'approche un contre un, qui est une méthode très efficace de classification des iris code dont la taille est importante (9600 bits). Deux modèles de ce système seront présentés.

Les expérimentations ont été effectuées sur un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1] comprenant des images d'iris exposées à des variations de l'éclairage dans le domaine visible (bruit d'illumination).

L'approche SVM passe par deux étapes : étape d'apprentissage et de test.

En premier lieu, nous avons partagé les vecteurs de caractéristiques obtenus après encodage d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1] en deux ensembles. Le premier contient les vecteurs de caractéristiques destinés à l'apprentissage et le deuxième comprend les vecteurs de caractéristiques destinés aux tests.

- Etape d'apprentissage

En deuxième lieu, nous avons appliqué la méthode de la validation croisée [Koh 95], qui se définit comme suit : les exemples d'ensemble d'apprentissage sont partagés en 5 sous-ensembles répartis aléatoirement. Chacun des 5 sous-ensembles est utilisé comme ensemble de validation pour calculer l'erreur du classifieur en taux de reconnaissance, ainsi que les paramètres de la validation croisée appris sur l'union des 4 autres sous-ensembles. Les meilleurs paramètres de la validation croisée correspondent au meilleur taux de reconnaissance obtenu sur les 5 itérations. L'objectif de cette méthode est de limiter le phénomène d'over-fitting (voir Figure 4.8), qui apparaît souvent dans la classification des données.

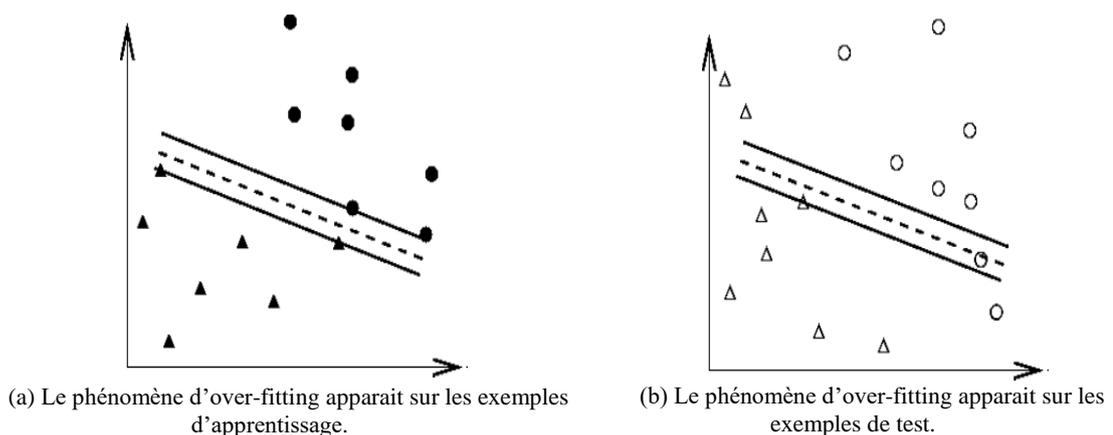


Figure 4.8 Le phénomène d'over-fitting lors de la classification des données par SVM [Chi 03].

En troisième lieu, le choix de la fonction noyau a été porté sur le *RBF* (*Radial Basic Function*), parce qu'il garantit une bonne séparation des données non linéaires, en maximisant la marge dont le but est de trouver une fonction de décision.

- Etape de test

En dernier lieu, nous avons testé la fonction de décision déterminée par l'étape d'apprentissage sur un ensemble de test pour l'identification.

La Figure 4.9 illustre un schéma descriptif du système d'identification des personnes par les deux iris.

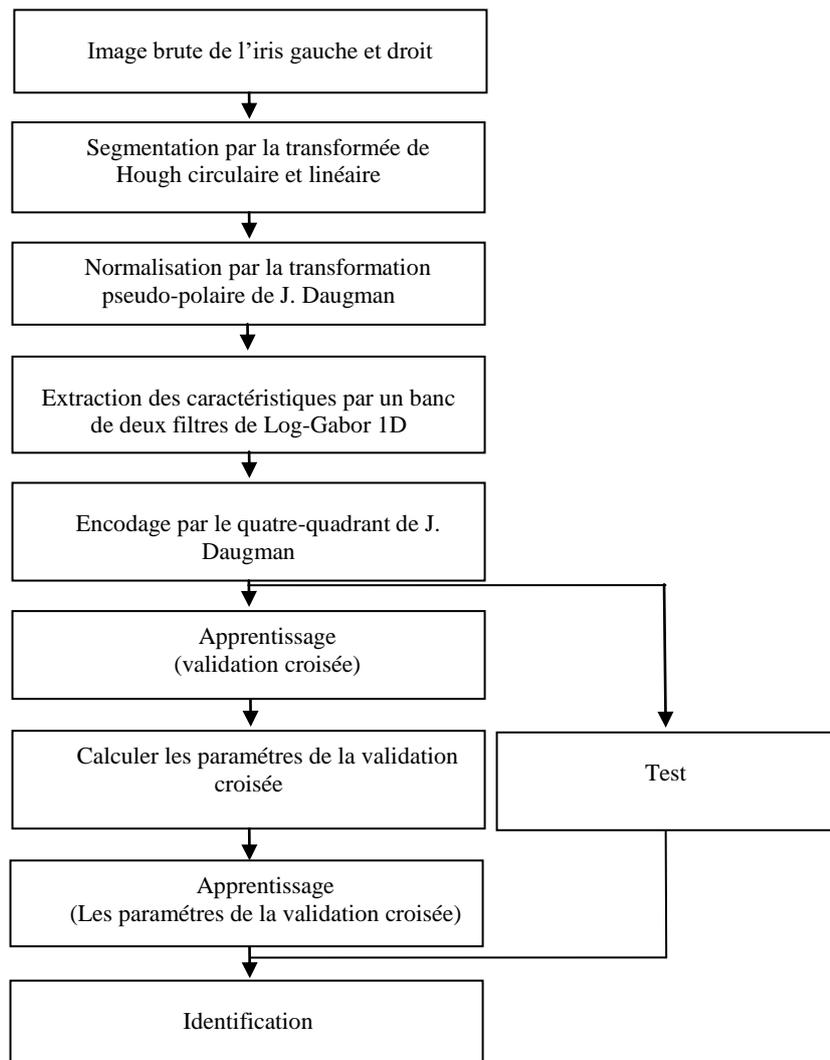


Figure 4.9 Schéma descriptif du système d'identification des personnes par les deux iris.

4.1.2.2. Analyse des résultats du système d'identification par les deux iris

Nous avons élaboré deux modèles d'un système d'identification des personnes par les deux iris, en utilisant comme classifieur les SVM multi-classes, adoptant l'approche un contre un. La validation croisée [Koh 95] est utilisée pour limiter le phénomène d'over-fitting.

Pour chaque modèle, nous avons calculé le taux de reconnaissance, ainsi que les courbes ROC (*Receiver Operating Characteristic*) pour différentes classes. Les tests sont effectués sur un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1].

- Système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I-

La Figure 4.10 illustre le schéma descriptif du modèle I du système d'identification des personnes par les deux iris.

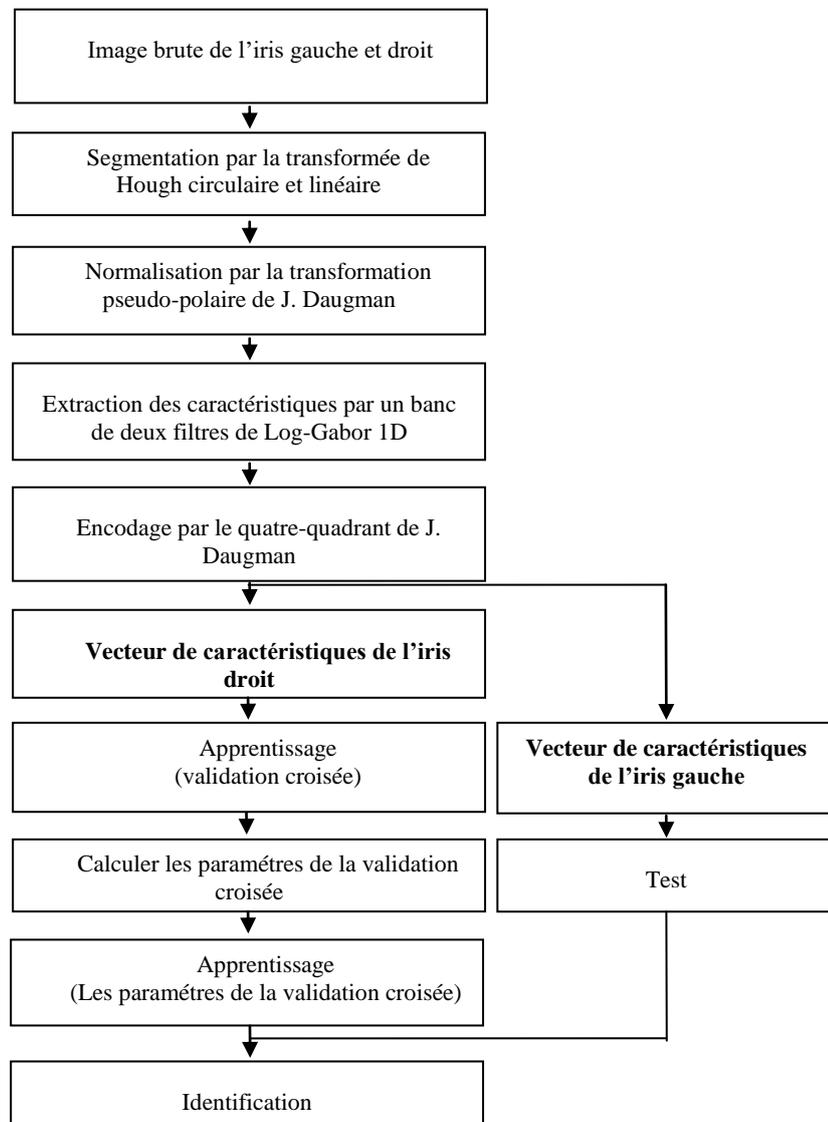


Figure 4.10 Schéma descriptif du modèle I du système d'identification des personnes par les deux iris.

Nous avons appris au classifieur SVM, 20 échantillons de l'image d'iris droit pour les 3 classes d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1] et 20 échantillons de l'image d'iris gauche sont utilisés pour le test. Le temps de traitement d'une seule image d'iris est calculé.

Tableau 4.2 Performance du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I-

	Taux de reconnaissance (%)	Temps de traitement (s)
Modèle I	68.33	33

- Discussion

D'après le Tableau 4.2, nous remarquons que les performances du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I-, affichant un faible taux de reconnaissance égal à 68.33% montre que les motifs de l'iris gauche et droit sont complètement indépendants. Le temps de traitement d'une seule image d'iris est égal à 33 secondes.

La Figure 4.11 montre les courbes *ROC (Receiver Operating Characteristic)* du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I- pour les 3 classes d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1].

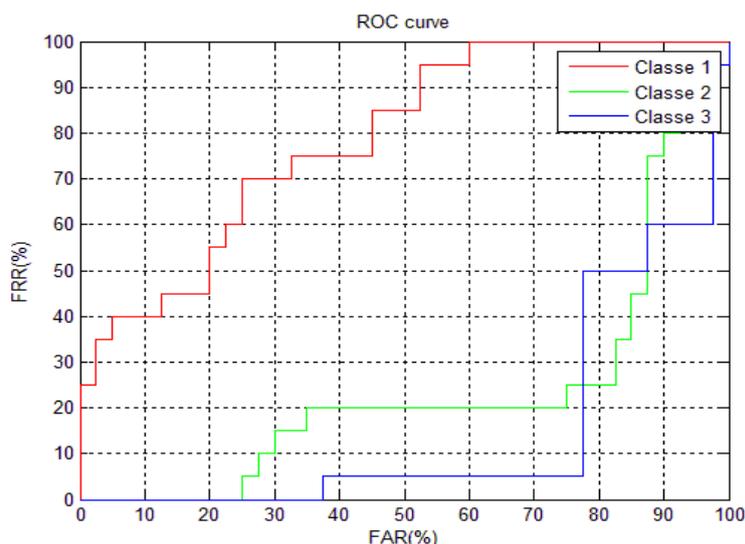


Figure 4.11 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I-.

- Discussion

D'après la Figure 4.11, les courbes *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle I- pour les 3 classes d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1] sont loin d'épouser la forme du repère, ce qui explique la mauvaise identification des individus, affichant un faible taux de reconnaissance égal à 68.33%.

Pour ce faire, nous proposons un autre modèle du système d'identification des personnes par les deux iris afin d'améliorer les performances.

- Système d'identification des personnes par les deux iris-Modèle II-

La Figure 4.12 illustre le schéma descriptif du modèle II du système d'identification des personnes par les deux iris.

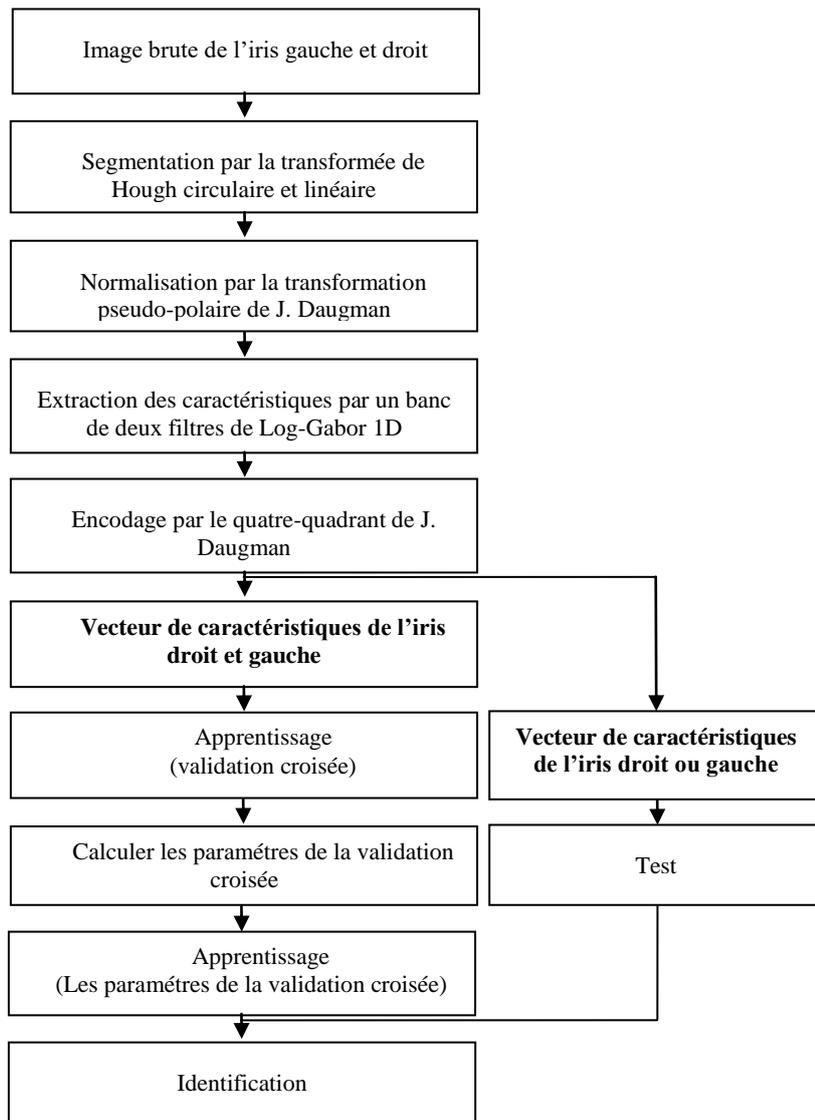


Figure 4.12 Schéma descriptif du modèle II du système d'identification des personnes par les deux iris.

Nous avons appris au classifieur SVM, 20 échantillons de l'image d'iris droit et gauche pour les 3 classes d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1] et 20 échantillons de l'image d'iris droit ou gauche sont utilisés pour le test. Le temps de traitement d'une seule image d'iris est calculé.

Tableau 4.3 Performance du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II-

	Taux de reconnaissance (%)	Temps de traitement (s)
Modèle II	100	34

- Discussion

D'après le Tableau 4.3, nous constatons que les performances du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II- sont très satisfaisantes, affichant un taux de reconnaissance égal à 100 %. Ainsi, l'utilisation des deux iris gauche et droit pour l'apprentissage et l'iris droit ou gauche pour le test est très efficace pour l'identification des individus, souffrant d'anomalies soit au niveau de l'iris droit ou gauche. Le temps de traitement d'une seule image d'iris est égal à 34 secondes.

La Figure 4.13 montre les courbes *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II- pour les 3 classes d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1].

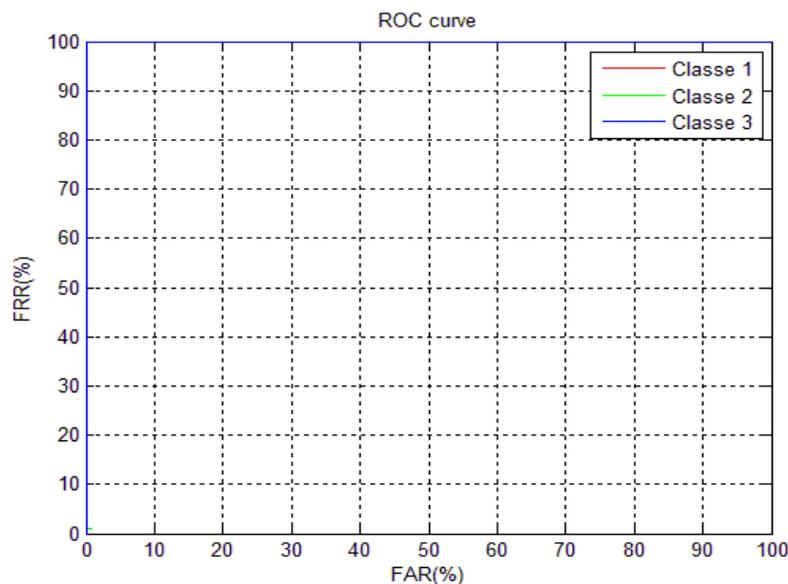


Figure 4.13 Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II-.

- Discussion

D'après la Figure 4.13, les courbes *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II- pour les 3 classes d'un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1] épousent parfaitement la forme du repère, ce qui explique la très bonne identification des individus, affichant un taux de reconnaissance égal à 100%.

4.1.2.3. Interface graphique pour l'identification

Nous avons élaboré une interface graphique qui contient l'ensemble des algorithmes du système d'identification par les machines à vecteurs de support multi-classes, adoptant l'approche un contre un. Les deux iris sont utilisés pour l'apprentissage et l'iris gauche ou droit est utilisé pour le test.

L'application consiste à calculer le taux de reconnaissance et à afficher la courbe *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II-, ainsi que le degré d'appartenance et le temps d'identification d'une image d'iris.

La Figure 4.14 illustre l'interface graphique du système d'identification des personnes par les deux iris -Modèle II-.

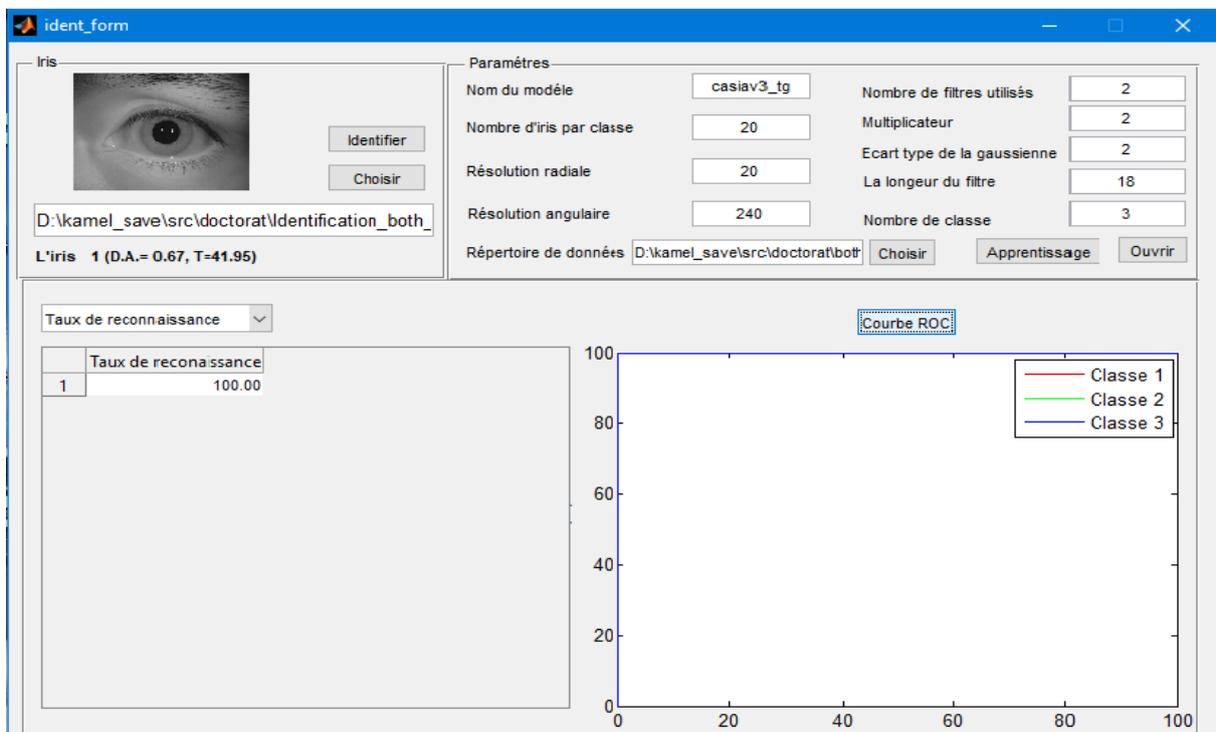


Figure 4.14 Présentation de l'interface graphique pour l'identification.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un système d'identification des personnes par les deux iris, en utilisant les SVM multi-classes, adoptant l'approche un contre un qui est une méthode de classification très efficace des données volumineuses (iris code de taille 9600 bits).

D'abord, nous avons proposé deux modèles du système d'identification des personnes par les deux iris, testés sur un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Lamp [Site 1]. Le premier modèle consiste à effectuer l'apprentissage sur l'iris droit et le test sur l'iris gauche. D'après nos tests, le premier modèle affiche un faible taux de reconnaissance égal à 68.33%, cela prouve que la reconnaissance par l'iris gauche diffère de celle de l'iris droit. Tandis que pour le deuxième modèle qui consiste à effectuer l'apprentissage sur l'iris gauche et droit et le test sur l'iris gauche ou droit, affiche un très bon taux de reconnaissance égal à 100%, ce qui permet de reconnaître les personnes souffrant d'anomalies soit au niveau de l'iris droit ou gauche.

Conclusion générale

Conclusion générale

Au cours de cette thèse, nous nous sommes intéressés d'une manière générale à la biométrie et d'une manière plus particulière à la reconnaissance des personnes à partir des images d'iris. Cette dernière est considérée comme étant parmi les meilleures technologies biométriques. Cela est lié essentiellement aux caractéristiques et aux propriétés de l'iris. Pour cela, nous avons proposé de traiter les deux iris de la même personne afin d'avoir une meilleure performance.

Dans ce travail de thèse, nous avons présenté deux types de système de reconnaissance par les deux iris :

- Un système de vérification des personnes par les deux iris.
- Un système d'identification des personnes par les deux iris.

Tout d'abord, nous avons exposé deux méthodes de segmentation à savoir la transformée de Hough et l'opérateur intégral-différentiel en citant nos deux contributions : la première consiste à délimiter la partie basse et haute de la paupière par deux segments de droite. La deuxième consiste à localiser le demi-cercle de l'iris, puisqu'elle est la région qui contient le plus d'informations pertinentes et qui est la moins affectée par le bruit (paupières, cils). La transformée de Hough est plus efficace et plus rapide que l'opérateur intégral-différentiel, affichant un taux de réussite égal à 99.57% et un temps de traitement égal à 12.60 secondes, testée sur un échantillon du sous-ensemble de la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1]. Ensuite, l'iris segmenté est normalisé par la transformation pseudo-polaire de J. Daugman appelée : *Rubber sheet Model* pour remédier à la non concentricité des deux bordures et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation/contraction de la pupille. Par la suite, l'iris normalisé est analysé par un banc de deux filtres de Log-Gabor 1D et l'ondelette de Haar. Un banc de deux filtres de Log-Gabor 1D est plus performant et plus rapide que l'ondelette de Haar, affichant un taux de réussite 99.96% et un temps de traitement égal à 19.75 secondes, testé sur un échantillon du sous-ensemble la base de données CASIA-IrisV3-Interval [Site 1]. Pour la vérification, la fusion des deux iris au niveau de caractéristiques est effectuée par une concaténation des deux iris code pour avoir un iris code plus riche en information. La comparaison des deux iris code est effectuée par le calcul de la distance de Hamming. Tandis que, la fusion des deux iris au niveau de scores est effectuée par la théorie de *Dempster*

Shafer. La décision est établie en fixant un seuil au delà duquel, les deux iris code comparés par la distance de Hamming, seront considérés comme appartenant à la même personne.

D'après nos expérimentations effectuées sur un échantillon d'un sous-ensemble de la base de données Casia-IrisV3-Interval [Site 1], nous avons constaté que les systèmes de vérification des personnes, fusionnant les deux iris au niveau de caractéristiques et au niveau de scores sont plus efficace que les systèmes unimodaux de vérification des personnes par l'iris (iris gauche, iris droit). En plus, le système de vérification, fusionnant les deux iris au niveau de scores basé sur la théorie de *Dempster Shafer* est meilleur que celui au niveau de caractéristiques en termes de taux de reconnaissance et des taux d'évaluation : FAR (False Accept Rate), FRR (False Reject Rate), EER (Equal Error Rate). Ainsi, notre système de référence est celui basé sur la théorie de Dempster Shafer. En dernier, nous avons montré que notre méthode basée sur la règle de combinaison de *Dempster Shafer* [Gha 16], est plus efficace que la méthode d'Iftakhar and al. [Ift 14] basée sur la règle *ET*, affichant un taux de reconnaissance égal à 99.97%, un taux de fausses acceptations FAR égal à 0, un taux de faux rejets FRR égal à 4.49% et un taux d'égale erreur EER égal à 1.4%.

En plus, nous avons élaboré un système d'identification des personnes par les deux iris, en utilisant les machines à vecteurs de support, adoptant l'approche un contre un. La validation croisée est effectuée afin de limiter le phénomène d'over-fitting. D'après nos tests effectués sur un échantillon d'un sous-ensemble de la base de données Casia-IrisV3-Lamp [Site 1], nous avons constaté pour le premier modèle qui consiste à utiliser l'iris droit pour l'apprentissage et l'iris gauche pour le test, prouve que les motifs des deux iris sont différents. Alors que pour le deuxième modèle dont les deux iris gauche et droit sont utilisés pour l'apprentissage et l'iris droit ou gauche est utilisé pour le test, est très performant affichant un taux de reconnaissance égal à 100%, permettant d'identifier des personnes souffrant de maladies soit au niveau de l'iris droit ou gauche.

Ainsi, nos systèmes de vérification et d'identification des personnes par les deux iris, peuvent être utilisés dans différentes applications de haute sécurité.

Par la suite, nous présentons les perspectives de notre travail :

- Utiliser une méthode de sélection de caractéristiques afin de remédier au problème de la dimensionalité rencontré lors de la concaténation des deux iris code.
- Utiliser des bases de données volumineuses pour les expérimentations.

Conclusion générale

- Appliquer le cryptage afin de sécuriser les iris code pour une application de communication.

Bibliographie

Bibliographie

- [All 09] L. Allano, La biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles, Thèse de doctorat, Institut National des Télécommunications, Université d'Evry Val d'Essonne, 2009.
- [Ayd 14] W. Aydi, N. Masmoudi, L. Kamoun, A Fast and Accurate Circular Segmentation Method for Iris Recognition Systems, International Review on Computers and Software, Vol. 9, N. 3, pp. 468-477, 2014.
- [Ben 10] S. Benkhaira, Systèmes multimodaux pour l'identification et l'authentification biométrique, Thèse de Magister, Université 20 Août 1955-Skikda, 2010.
- [Ben 15] I. Benchennane, Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus, Thèse de doctorat, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran, 2015.
- [Ben 15] I. Benchennane, A. Hadjar, A. Benyettou, Individuals Identification Using Artificial Immunes Systems, International Review on Computers and Software, Vol. 10, N. 1, pp. 20-26, 2015.
- [Bev 05] R. Beveridge and M. Kirby, Biometrics and Face Recognition, IS&T Colloquium, p. 25, 2005.
- [Bol 05] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior. The Relation between the ROC Curve and the CMC. In Proceedings of the Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, pp. 15-20, 2005.
- [Bol 98] W. W. Boles and B. Boashash, A human identification technique using images of the iris and wavelet transform, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 46, pp. 1185-1188, 1998.
- [Bow 08] K.W. Bowyer, K. Hollingsworth, P. J. Flynn, Image understanding for iris biometrics-A survey, Computer Vision and Image Understanding, pp. 281-307, 2008.

- [Can 86] J. Canny, A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, No. 8, pp. 679-698, 1986.
- [Chi 03] Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, and Chih-Jen Lin, A Practical Guide to Support Vector Classification, Department of Computer Science, National Taiwan University, Taipei 106, Taiwan, pp. 1-16, 2003.
- [Cor 95] Cortes and V. Vapnik, Support-vector networks, Machine Learning, Vol. 20, No. 3, pp. 273-297, 1995.
- [Dau 04] J. Daugman, How iris recognition works, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techn, No.14, pp. 21-30, 2004.
- [Dau 93] J. Daugman, High confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No.11, 1993.
- [Dau 94] J. Daugman, Biometric personal identification system based on iris analysis, US PATENT (5291560 A), March 1, 1994.
- [Dau 95] J. Daugman, High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture, European Convention on Security and Detection, pp. 244-251, 1995.
- [Del 08] G. Delers, V. Nolot, Compression d'un signal par les ondelettes de Haar, Projet de mathématiques, 2008.
- [Dem 76] A. Dempster, Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping, Annals of Mathematical Statistics, AMS-38, pp. 325-339, 1976.
- [Dji 08] P. Djiknavorian, Fusion d'informations dans un cadre de raisonnement de Dezert- Smarandache appliquée sur des rapports de capteurs ESM sous le STANAG 1241, Mémoire de maitrise, Université Laval, QUEBEC, 2008.
- [Dra 11] K. Draoui, Identification des personnes par l'iris en utilisant la méthode des paquets d'ondelettes, Mémoire de Magister, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran, 2011.

- [Fak 15] K. Fakhar et al., Biometric Score Fusion in Identification Model using the Choquet Integral, International Conference on Electrical and Information Technologies, pp. 233-236, 2015.
- [Fri 96] J. H. Friedman, Another approach to polychotomous classification, Technical report, Stanford University, Department of Statistics, 1996.
- [Gab 46] D. Gabor, Theory of communication, J. Inst Electrical Engineers, 1946.
- [Gha 14] Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Reconnaissance des personnes à partir des images de l'iris : Application d'un banc de deux Filtres de Log-Gabor 1D couplée aux SVM multi-classes, 3^{ème} édition de la Journée de l'Etudiant à L'ESI (JEESI), 2014.
- [Gha 14] Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Authentication and identification of individuals from the iris images, Second International Workshop on Mathematics and Computer Science (IWMCS), December 2014.
- [Gha 16] Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Segmentation Techniques for Iris Recognition System, International Workshop on Cryptography and its Applications (IWCA), April 2016.
- [Gha 16] K. Ghalem, F. Hendel, Individuals Authentication from Both-Eye Images Using Feature Level Fusion and Score Level Fusion, International Review on Computers and Software, Vol.11, No.12, pp. 1199-1208, December 2016.
- [Gur 08] S. Guerfi, Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D, Thèse de Doctorat, Université d'Evry-Val d'Essonne, 2008.
- [Ham 09] Nassim Hamitouche, Zakaria salmi, Système d'identification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris, Mémoire d'un ingénieur, Ecole nationale Supérieure d'Informatique (ESI), Oued-Smar, Alger, 2009.

- [Hif 11] R. Hifri, Filtrage par ondelette orientée adaptée au contour, Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Magister en Technologie de l'Information et de la Communication, 2011
- [Hil 13] A. Hilal, Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations, Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Troyes, 2013.
- [Hol 10] K. P. Hollingsworth, Increased use of available image data decreases errors in iris biometrics, Thèse de Doctorat présentée à l'Université de Notre Dame, Indiana, 2010.
- [Hou 62] P. V. C. Hough, Method and means for recognizing complex patterns, U.S. Patent 3 069 654, Dec 1962.
- [Ift 14] K.M. Iftakhar Hasan, M. Ashraful Amin, Signal, Image and Video Processing, Volume 8, Issue 8, pp. 1605-1611, November 2014.
- [Jai 04] A. K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, An Introduction to Biometric Recognition, IEEE Transaction on circuits and systems for video technology, Vol. 14, No. 1, pp. 4-20, Jan. 2004.
- [Koh 95] Kohavi, Ron, A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, Vol. 2, No. 12, pp. 1137-1143, 1995.
- [Kri 07] E. Krichen, Reconnaissance des personnes par l'iris en mode dégradé, Thèse de Doctorat présentée à Institut National des Télécommunications, France, 2007.
- [Kuh 51] H. W. Kuhn et A. W. Tucker, Nonlinear programming, dans Proceedings of 2nd Berkeley Symposium, Berkeley, University of California Press, pp. 481-492, 1951.

Bibliographie

- [Kum 15] V. Kumar, A. Asati, A. Gupta, Iris localization based on Integro-Differential Operator for unconstrained infrared iris images, International Conference on Signal Processing, Computing and Control, pp. 277-281, 2015.
- [Li 99] S.Z. Li, J. Lu, Face recognition using the nearest geature line method, IEEE Transactions On Neural Networks, Vol. 10, N° 2, pp. 439-443,1999.
- [Ma 04] L. Ma et al., Efficient iris recognition by characterizing key local variations, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13, pp. 739-750, 2004.
- [Mal 14] C. Malathy, M. Prakash, K. Sadiq, A Robust Multimodal Biometric System for Person Identification, International Review on Computers and Software, Vol. 9, N. 6, pp. 974-980, 2014.
- [Mas 03] L. Masek, P. Kovesi, MATLAB Source Code for a Biometric Identification System based on Iris Patterns, The University of Western Australia, 2003.
- [Mas 03] L. Masek, Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification, Thèse de Master présentée à l'Université de Western Australia, Australie, 2003.
- [Mel 13] Meliani Housseyn, Seddik Sofiane, Etude comparative des méthodes d'extraction des paramètres dans un système biométrique par l'iris, Mémoire de Master, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran, 2013.
- [Mor 09] N. Morizet, Reconnaissance biometrique par fusion multimodale du visage et de l'iris, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2009.
- [Ngu 15] K. Nguyen, S. Denman, Score-Level Multibiometric Fusion Based on Dempster-Shafer Theory Incorporating Uncertainty Factors, IEEE Transactions on Human-Machine Systems, Vol. 45, pp.132-140, 2015.
- [Nis 02] NIST, Summary of NIST standards for biometric accuracy, tamper resistance, and interoperability, 2002.

- [Opp 81] A. V. Oppenheim and J. S. Lim, The importance of phase in signals, Proc. of the IEEE, Vol. 69, pp. 529-541, 1981.
- [Per 02] F. Perronnin and J.-L. Dugelay, Introduction à la biométrie - Authentification des individus par traitement audio-vidéo, Traitement du signal, Vol. 19, No. 4, 2002.
- [Rat 15] C. Rathgeb, M. Gomez-Barrero, C. Busch, J. Galbally, J. Fierrez, Towards cancelable multi-biometrics based on bloom filters: a case study on feature level fusion of face and iris, International Workshop on Biometrics and Forensics, pp. 1-6, 2015.
- [Rat 16] C. Rathgeb, B. Tams, J. Wagners and C. Busch, Unlinkable improved multi-biometric iris fuzzy vault, EURASIP Journal on Information Security, pp. 1-16, 2016.
- [Ros 03] A. Ross, A.K. Jain, Information fusion in biometrics, Pattern Recognition Letters, Vol. 24, No. 13, pp. 2115-2125, 2003.
- [Ros 04] A. Ross, A.K. Jain, Multimodal Biometrics : An Overview, In Signal Processing, pp.1221-1224, 2004.
- [Sam 04] F. Samarandache, J. Dezert, Advances and Application of Dsmt For Information Fusion, Vol. 1, USA: American Research Press, Rehoboth, 2004.
- [San 00] S. Sanderson and J. H. Erbetta, Authentication for secure environments based on iris scanning technology, IEE Colloquium on Visual Biometrics, pp. 8/1-8/7, London, 2000.
- [San 02] C. Sanderson and K.Paliwal, Information fusion and person verification using speech and face information. Tech .Rep.IDIAP-RR02-33, IDAIP, September 2002.
- [Sch 95] B. Schölkopf, C. Burges, V. Vapnik : Extracting Support Data for a Given Task, KDD, pp. 252-257, 1995.

Bibliographie

- [Sha 16] M. Sharkas, A Neural Network Based Approach for Iris Recognition Based on Both Eyes, SAI Computing Conference, pp. 233-236, 2016.
- [Sha 76] G. Shafer, A Mathematical Theory of Evidence, Princeton University Press, New Jersey, 1976.
- [Site 1] Iris database CASIA-IrisV3, Chinese Academy of Sciences-Institute of Automation. Retrieved on Dec 2011. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>.
- [Vap 00] V. N .Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, New York, 2000.
- [Vap 82] V.N. Vapnik, Estimation of Dependences Based on Empirical Data, Springer Verlag, Berlin, 1982.
- [Ven 80] J. Venn, On the diagrammatic and mechanical representation of propositions and reasonings , Philosophical Magazine and Journal of Science, Vol. 9, pp. 1-18, 1880.
- [Vin 16] Vinodkumar, R. Srikantaswamy, Fusion of fingerprint, palmprint and hand geometry for an efficient multimodal person authentication system, Applied and Theoretical Computing and Communication Technology, 2016.
- [Wil 96] R. P. Wildes et al., A machine-vision system for iris recognition, Machine Vision and Applications, Vol. 9, pp. 1-8, 1996.
- [Wil 97] R.P. Wildes, Iris Recognition : An Emerging Biometric Technology, Proceedings of the IEEE, Vol. 85, No. 9, pp.1348-1363, 1997.

Annexe

Annexe

Liste des publications

- Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Individuals Authentication from Both-Eye Images Using Feature Level Fusion and Score Level Fusion, International Review on Computers and Software, Vol.11, No.12, pp. 1199-1208, December 2016.

Conférences nationales et internationales

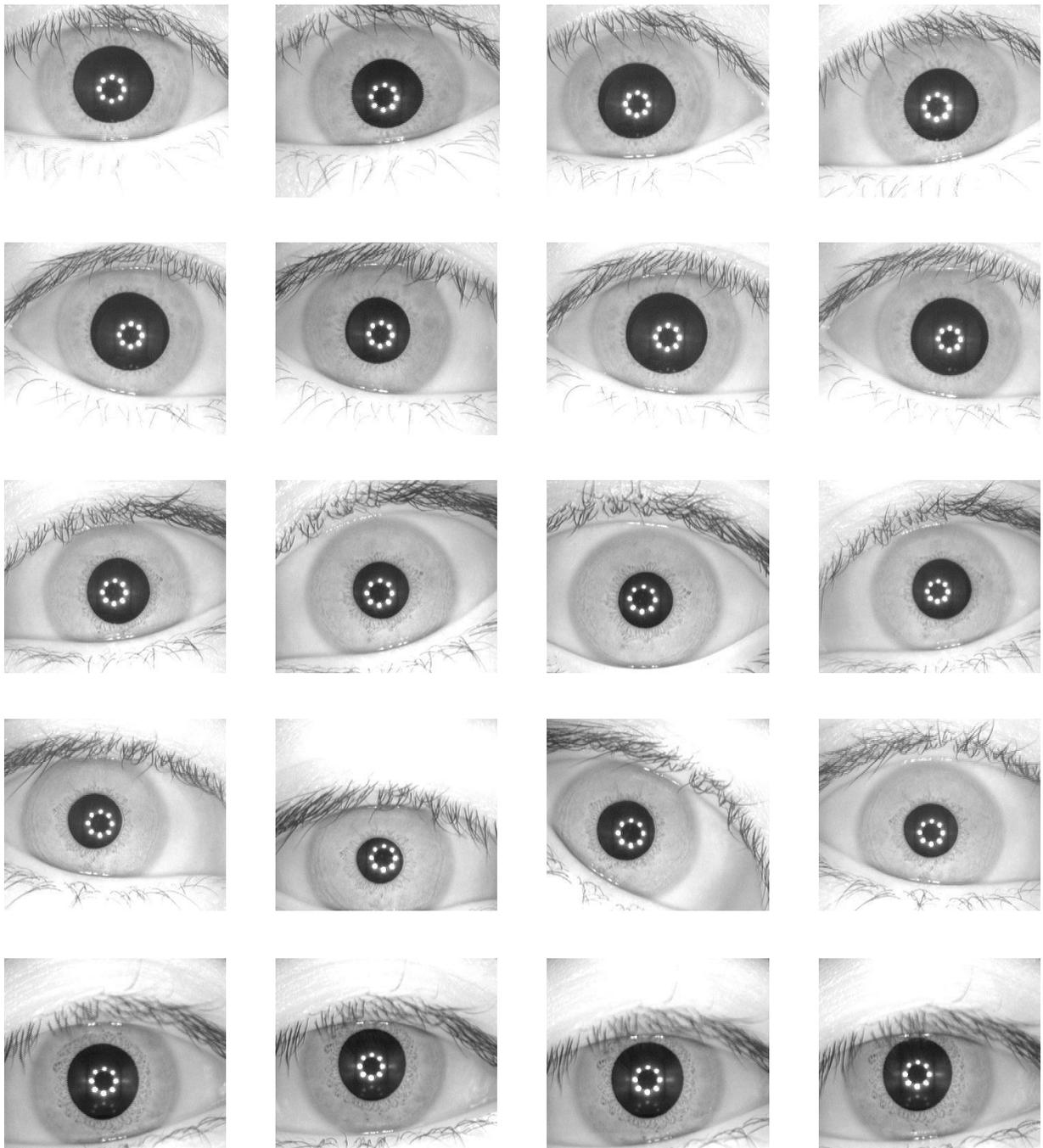
- Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Reconnaissance des personnes à partir des images de l'iris : Application d'un banc de deux Filtres de Log-Gabor 1D couplée aux SVM multi-classes, 3^{ème} édition de la Journée de l'Etudiant à L'ESI (JEESI), 2014.
- Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Authentication and identification of individuals from the iris images, Second International Workshop on Mathematics and Computer Science (IWMCS), December 2014.
- Kamel Ghanem Ghalem, Fatiha Hendel, Segmentation Techniques for Iris Recognition System, International Workshop on Cryptography and its Applications (IWCA), April 2016.

CASIA-IrisV3

Toutes les images utilisées pour les expérimentations sont disponibles en libre téléchargement à l'adresse suivante : <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>.

CASIA-IrisV3-Interval

Un échantillon des images de l'iris du sous-ensemble de base de données CASIA-IrisV3-Interval :



CASIA-IrisV3-Lamp

Un échantillon des images de l'iris du sous-ensemble de base de données CASIA-IrisV3-Lamp :



