République Algérienne Démocratique et Populaire Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique Université Ahmed Draia - Adrar Faculté des Sciences et de la Technologie

Département des Mathématiques et Informatique



Mémoire de fin d'étude, en vue de l'obtention du diplôme de Master en informatique

OPTION: Système Intelligent.

THÈME

L'identification multi-biométriques par la fusion au niveau des scores

Préparés par

LAGHZAL FATIHA ZARGOU ASMA

Président Mr: Kohili Mohammed

Examinateur Mr: Ouahab Abbelwhab

Encadré par Mr: DEMRI Mohammed

Année Universitaire 2020/2021

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية République algérienne populaire et démocratique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

UNIVERSITE AHMED DRAYA - ADRAR		جامعه احمد درایه - ادرار
BIBLIOTHÈQUE CENTRALE Service de recherche bibliographique	Allent le the Berlin	المكتبــــة المركــزية مصلحة البحث الببليوغرافي
N°B.C/S.R.B//U.A/2021	وباحمصانة أحدواره البوبلةالم	الرقمم مم المبيوعراي الرقمم. م م ام ب الم الرقمم م
'یداع	شهادة الترخيص بالإ	ů.
Annual manual	16 70 6	انا الأستاذرة); الدر
		المشرف مذكة الماسة .
L'identification mul la fusion au niveau	ti biométrique	الموسومة ب: ٢٥٠
le lucion au pissen	1 des Crovos	
July Com I II V Com	~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~ ~	A 1
100 100 100 100 100 100 100 100 100 100		من إنجاز الطالب(ة): لُوْرِ
	s low	و الطالب(ة): زر قو أ
	لنكنولوحيا	كلية: الحلوم وا
25		القسم: الرياضا،
		التخصص: أَنْ فَحَمْثُ
	100	تاريخ تقييم / مناقشة: 26
فِ لجنة التقييم / المناقشة، وإن المطابقة بين	، والتصحيحات المطلوبة من ط	أشهد أن الطلبة قد قاموا بالتعديلات
		النسخة الورقية والإلكترونية استوفت
	والاليكترونية (PDF).	وبإمكانهم إيداع النسخ الورقية (02)
		- امضاء المشرف:
2020 107/07.		, _
		Top I
مساعد رئيس القسم:		
الهالي والبرس المساقة والإعلام الألي	Code	
مكلف بالتعريس الالتعليم في التدرج	and Sill	
علام الألي على المنظوري حداج	The second secon	
Paten 7. V	ه قده و المصادقة	ملاحظة :لاتقبل أي شهادة بدون الذ
The state of the s	,	

Dédicace

Rouange à Allah qui Suide-nous sur le chemin de la science et de la connaissance, Se ne peux pas m'empêcher d'être humble et respectueux, Sonne mon meilleur fruit à la source de l'amour et à Ma plus chère que j'ai dans cette existence, ma mère bien-aimée

À la personne que Une personne qui ne peut pas le décrire, Il a passé sa vie en sacrifice et en donnant, et il s'est battu pour nous44Il est mon père, Allah prolonge sa vie.

Mes chers frères Hicham, Bouchra, Abdel Wahab et Kour El Pakine , Coute ma famille ''Zargou et Hadj Hamou'', Retit et grand.

À tous mes amis

🥰t ma partenaire

au travail; à Tout le monde m'aime et me connaît, et à tous ceux qui m'ont appris que

Se prends à partir de L'échec échelle Zour le

De la défaite Un chemin pour la patience, Coutes mes salutations à ceux qui connaissent le nom

Zargou Asma





Résumé:

Utilisation de techniques de pointe pour la fusion biométrique multimodale La biométrie est l'identification automatique d'une personne sur la base de caractéristiques physiologiques ou comportementales telles que les empreintes digitales, le visage, la voix, etc. Cependant, les systèmes biométriques unimodaux présentent certains inconvénients, tels que la non-universalité et la susceptibilité à la falsification.

Pour résoudre ces problèmes, les données de plusieurs sources biométriques sont combinées, et ces systèmes sont appelés systèmes biométriques multimodaux. Dans cet article, nous proposons d'utiliser l'algorithme Firefly (FA) comme stratégie évolutive pour combiner les modalités faciales et vocales au niveau du score.

L'efficacité de ces stratégies est comparée aux résultats obtenus en utilisant un simple BFS, un algorithme génétique et une technique d'apprentissage statistique (SVM).

La technique de normalisation Min-Max est utilisée pour convertir les scores individuels en un seul intervalle avant de les combiner.

Expérimentalement, les deux stratégies proposées sont évaluées sur des scores disponibles publiquement (XM2VTS, TIMIT, le NIST et BANCA) et sous trois situations de qualité de données, à savoir, des données propres, variées, et dégradées.

Nous utilisons un mécanisme de normalisation de cohorte non contraint pour réduire l'effet de la variance des scores sur l'efficacité du système biométrique (UCN).

L'utilisation de telles approches de fusion peut réduire considérablement le taux d'erreur de vérification (EER), et la normalisation des scores par l'UCN avant de les combiner a permis de réduire l'EER à la fois pour les modalités individuelles et la fusion biométrique multimodale.

Mots-clés : Biométrie multimodale ; le visage ; la voix ; scores de correspondance ; techniques évolutionnaires ; optimisation ; hybride intelligent ; apprentissage statistique ; GA ; BFS ; FA ; SVM ; Min-Max ; UCN ; évaluation des performances.

Summary:

Using Advanced Techniques for Multimodal Biometric Fusion Biometrics is the automatic identification of a person based on physiological or behavioral characteristics such as fingerprints, face, voice, etc. However, unimodal biometric systems have some drawbacks, such as non-universality and susceptibility to tampering.

To solve these problems, data from multiple biometric sources are combined, and these systems are called multimodal biometric systems. In this paper, we propose to use the Firefly Algorithm (FA) as an evolutionary strategy to combine facial and speech modalities at the score level.

The effectiveness of these strategies is compared to the results obtained using a simple BFS, a genetic algorithm and a statistical learning technique (SVM).

The Min-Max normalization technique is used to convert individual scores into a single interval before combining them.

Experimentally, both proposed strategies are evaluated on publicly available scores (XM2VTS, TIMIT, NIST and BANCA) and under three data quality situations, namely, clean, varied, and degraded data.

We use an unconstrained cohort normalization mechanism to reduce the effect of score variance on biometric system efficiency (UCN).

Using such fusion approaches can significantly reduce the verification error rate (VER), and normalizing scores by UCN before combining them reduced the VER for both individual modalities and multimodal biometric fusion.

Keywords: multimodal biometrics; face; voice; matching scores; evolutionary techniques; optimization; intelligent hybrid; statistical learning; GA; BFS; FA; SVM; Min-Max; UCN; performance evaluation.

ملخص:

استخدام التقنيات المتقدمة للقياسات الحيوية متعددة الوسائط للاندماج الحيوي هو التعرف التلقائي على الشخص بناءً على الخصائص الفسيولوجية أو السلوكية مثل بصمات الأصابع والوجه والصوت وما إلى ذلك. ومع ذلك ، فإن أنظمة القياسات الحيوية أحادية الوسائط لها بعض العيوب ، مثل عدم الشمولية وقابلية العبث لحل هذه المشكلات ، يتم الجمع بين البيانات من مصادر بيومترية متعددة ، وتسمى هذه الأنظمة أنظمة القياسات الحيوية متعددة الوسائط. في هذه الورقة ، نقترح استخدام خوار زمية (Firefly (FA) كإستراتيجية تطورية للجمع بين طرائق الوجه والكلام على مستوى النتيجة . تتم مقارنة فعالية هذه الاستراتيجيات بالنتائج التي تم الحصول عليها باستخدام BFS بسيط وخوار زمية وراثية وتقنية التعلم الإحصائي و SVM). الشريبية ، يتم تقييم كلتا الاستراتيجيتين المقترحتين بناءً على الدرجات الفردية إلى فترة زمنية واحدة قبل دمجها .من الناحية التحريبية ، يتم تقييم كلتا الاستراتيجيتين المقترحتين بناءً على الدرجات المتاحة للجمهور XM2VTS) و TIMIT و TIMIT و SANCA وتحت ثلاث حالات لجودة البيانات ، وهي البيانات النظيفة والمتنوعة والمتدهورة .نحن نستخدم آلية تطبيع الفوج غير المقيدة لقاليل تأثير تباين النتيجة على كفاءة نظام القياسات الحيوية .(UCN) يمكن أن يؤدي استخدام نهج الاندماج هذه إلى تقليل معدل خطأ التحقق (VER) بشكل كبير ، وتطبيع الدرجات بواسطة UCN قبل دمجها يقلل من وجه؛ صوت بشري؛ عشرات المطابقة تقنيات تطورية؛ الأقوى؛ هجين ذكي التعلم الإحصائي؛ BFS. FA (GA) ؛ BFS. FA (CA) الكداكات الأدني - الحد الأقصى؛ UCN تقييم الأداء.

Table de matière

Dédicace	I
Remerciements	III
Résumé:	IV
Summary :	V
ملخص:	VI
Table de matière	VII
Listes de figures	X
Liste des abréviations et des acronymes	XI
Introduction Générale :	1
Chapitre I Introduction à la biométrie et les systèmes biométriques	3
I.1. Introduction:	4
I.2. La Biométrie :	4
I.2.1. Définition De La Biométrie :	4
I.2.2. Pourquoi la biométrie?	4
I.3. Le système biométrique :	5
I.3.1. Caractéristiques d'un système biométrique :	5
I.3.2. Modes de fonctionnement :	6
I.3.2.1 En mode Identification :	6
I.2.3.2 En mode vérification :	7
I.4. Types D'erreurs d'un système biométrique :	7
I.5. Les limitations des systèmes biométriques monomodaux :	8
I.6. Les applications :	10
I.7. Conclusion:	12
ChapitreII La biométrie multimodale et les différents niveaux de fusion	13
II.1 Introduction:	14
II.2. La multimodalité:	14
II.2.1. Pourquoi La Multimodalité :	14
II.2.2. Les Différents muti-possible :	14
II.2.3. Les architectures des systèmes biométriques multimodaux :	16
II.3. Les différents niveaux de fusion :	18
II.3.1. La fusion pré-classification (avant comparaison) :	18
II.3.1.1. Fusion au niveau du capteur :	18

II.3.1.2. Fusion au niveau des caractéristiques :	19
II.3.2. La fusion post-classification:	20
II.3.2.1. La fusion au niveau décision :	20
II.3.2.2. La fusion au niveau des scores :	21
II.4. Conclusion:	25
Chapitre III Algorithme des Lucioles(Firefly)	26
III.1. Introduction	27
III.2.Algorithme des Lucioles (FireFly Algorithm)	27
III. 2.1. Inspiration	27
III.2.3.Algorithme	29
III.3 Paramétrages d'algorithmes des Lucioles	30
III.4. Description de l'organigramme	34
III.4.1. Génération de la population initiale	34
III. 4.2 .Fonction d'évaluation	34
III. 4.3 .Classement	35
III.4.4. Déplacement et mise à jour	35
III 4.5. Critère d'arrêt	36
III.5 .ALGORITHME GENETIQUE	36
III.6.Conclusion	37
Chapitre IV Résultats expérimentaux	38
IV.1. Introduction:	39
IV.2. Implémentation et réalisation :	39
IV.2.1. Base de données biométrique multimodales :	39
IV.2.2. Le langage de programmation utilisé :	40
IV.2.4.Le processus de fusion est le suivant :	42
IV.2.5. Résultat de l'étude:	46
IV.2.5.1. Fusion de données propres:	46
IV.2.5.2. Fusion de données variées:	48
IV.2.5.3. Fusion de données dégradées :	50
IV.3. Conclusion:	53
Conclusion générale	54
Référence:	56

Liste de tableau

Tableau IV. 1 : Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de données p	
	46
Tableau IV. 2: Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de données	
propres,dégradées	49
Tableau IV. 3: Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de	
donnéesdégradées	51
···	

Listes de figures

Chapitre I

Figure I. 1: La tâche d'identification d'un individu [11]	7
FigureI. 2: Représentation du FRR, FAR et ERR [11]	8
FigureI. 3 : Effet des images bruyantes sur un système biométrique. (a)empreinte digitale obtenue pendant l'inscription. (b)Empreinte digitale obtenue du même utilisateur pendant vérification après trois mois. Le développement des cicatrices ou de coupures peut donner	un
résultat erroné.	
FigureI. 4: Variation d'intra-classe associée avec l'image du visage d'un individu	9
FigureI. 5: La mauvaise qualité des minuties et arrêtés.	
FigureI. 6: Applications de la biométrie	11
Chapitre II	
Figure II. 1: les différents systèmes multimodaux	16
Figure II. 2: : Architecture de fusion (a) en série, (b) en parallèle.	17
Figure II. 3: 3 Les familles des niveaux de fusion	18
Figure II. 4: Fusion au niveau du capteur.	19
Figure II. 5: Fusion au niveau des caractéristiques	19
Figure II. 6: Fusion au niveau décision.	20
Figure II. 7: fusion au niveau des scores	21
Chapitre III	
FigureIII. 1:: Les Lucioles	27
FigureIII. 2: l'organigramme d'algorithme de luciole	33
Figure III. 3: Déplacement des lucioles	35
Chapitre IV	
Figure IV. 1: Interface générale	41
Figure IV. 2: Organigramme de fusion multimodale au niveau du score biométrique	45
Figure IV. 3: Les courbes DET pour la fusion de données propres sans (a)/avec UCN (b)	47
Figure IV. 4 : Les courbes ROC pour la fusion de données propres sans (a)/avec UCN(b).	48
Figure IV. 5: Les courbes DET sans UCN (a) et Les courbes DET avec UCN (b) « donné	es
variées »	50
Figure IV. 6 Les courbes ROC sans UCN (a) et Les courbes ROC avec UCN (b) « donnée	es
variées »	
Figure IV. 7 7 Les courbes DET	
Figure IV. 8 Les courbes ROC	52

Liste des abréviations et des acronymes

FA	False Acceptance
FR	False Rejection
FAR	False Acceptance Rate
ROC	Receiver Operating Characteristic
DET	Detection Error Trade-off
MM	Min-Max
UCN	Unconstrained Cohort Normalization
ZS	Z-score
BFS	Brute Force Search
GA Genetic algorithm	Genetic algorithm
FA	Firefly
PSO	Particle Swarm Optimization
M2VTS	Multi-Modal Verification for Teleservices and Security applications
XM2VTS	eXtended M2VTS
TIMIT	Texas Instruments Massachusetts Institute of Technology
NIST	National Institute of Standards and Technology
MATLAB	MATrix LABoratory
GUI	Graphical User Interface

Introduction Générale:

La biométrie trouve ses racines dans les systèmes de reconnaissance anthropométrique, dont le plus ancien est l'analyse des empreintes digitales. Dans la Babylone antique et dans la Chine du VIIe siècle, l'empreinte digitale était déjà utilisée comme signature lors de transactions commerciales. Beaucoup plus récemment, au 19e siècle, Alphonse Bertillon, un brillant criminologue français, a créé l'"anthropologie médico-légale", une procédure scientifique qui permet d'identifier les délinquants sur la base de données physiologiques.

Grâce à des dispositifs et des algorithmes informatiques avancés, la capacité de calcul croissante des ordinateurs peut désormais être utilisée pour reconnaître les personnes. Les efforts dans le domaine de la recherche biométrique sont importants depuis plusieurs années.

La présence d'un cadre mondial dans lequel les exigences de sécurité sont de plus en plus vitales et les enjeux économiques énormes peut expliquer cette observation.

Il existe plusieurs applications biométriques qui offrent un meilleur niveau de protection pour les accès logiques (ordinateurs, comptes bancaires, données sensibles, etc.) ou physiques (bâtiments sécurisés, aéroports, casinos, etc.).

En général, ces nouvelles applications revendiquent une identité spécifique via une méthodologie traditionnelle (mot de passe, carte magnétique), qui est ensuite validée à l'aide d'une ou plusieurs mesures biométriques.

Si une seule mesure biométrique est utilisée, les résultats peuvent être insuffisants. En effet, ces mesures simples ont tendance à fluctuer dans le temps pour une même personne, et l'ampleur de cette fluctuation varie d'un individu à l'autre.

C'est particulièrement vrai pour la voix, qui varie beaucoup d'un locuteur à l'autre. L'utilisation de plusieurs mesures biométriques, plutôt qu'une seule, pourrait être une solution à cette difficulté.

Dans ce mémoire, nous proposons l'utilisation Algorithme des Lucioles (FireFly Algorithm) et les algorithmes génétiques (AG) comme deux techniques évolutionnaires pour combiner la modalité du visage et de la voix au niveau des scores La technique de normalisation Min-Max est utilisée pour transformer les scores individuels en même intervalle avant de les combiner.

Les deux algorithmes proposés sont testés à l'aide de scores accessibles au public (XM2VTS, TIMIT, NIST et BANCA) et selon trois paramètres différents de qualité des données.

Cette thèse est organisée en deux parties : une partie théorique avec trois chapitres détaillant les concepts de base de la biométrie et de la classification que nous avons employés dans nos recherches, et une partie pratique avec la description des nombreuses expériences que nous avons menées. C'est ainsi que nous structurons notre travail :

Chapitre 1 : Généralité sur la biométrie.

Dans ce chapitre, nous aborderons les concepts fondamentaux de la biométrie, puis les nombreuses modalités biométriques, les systèmes biométriques, leurs architectures, modes de fonctionnement et domaines d'application, et enfin les insuffisances des systèmes monomodaux.

Chapitre 2 : Ce chapitre est consacré à la fusion de modalités biométriques multiples ; nous commencerons par présenter les différents scénarios de fusion multimodale ; nous aborderons ensuite le système multimodal, en mettant l'accent sur les niveaux de fusion des scores des différentes modalités et leur normalisation, ainsi que sur les avantages de ces systèmes.

chapitre3: on parle sur les deux Techniques évolutionnaire pour la fusion biométrique (FA,GA).

Le chapitre 4 : concerne la conception et la réalisation de l'application et les déférant résultat donnée .

Chapitre I

Introduction à la biométrie et les systèmes biométriques

I.1. Introduction:

Dans sa vie quotidienne, une personne a besoin de s'identifier dans différentes situations : pour entrer dans son immeuble ou accéder à son lieu de travail, pour retirer de l'argent chez un commerçant ou payer dans un magasin, pour demander une aide sociale... Il y a beaucoup de codes et de mots de passe à retenir et à protéger.

Afin d'améliorer les capacités de reconnaissance, la recherche a connu une transformation spectaculaire ces dernières années, avec une forte concentration sur les données "biométriques", telles que la voix, les empreintes digitales, les traits du visage, la forme de la main, la signature et même l'ADN d'une personne.[1]

technique, en tenant compte à la fois des systèmes biomédicaux et de leur fonctionnalité. Il en résulte un modèle général des systèmes biomécaniques, y compris ses différents composants et interconnexions,Ce qui sera expliqué.

I.2. La Biométrie :

I.2.1. Définition De La Biométrie :

- ❖ Définition 1 : La biométrie est la science qui étudie les différences biologiques ou biophysiques au sein d'une population prédéterminée de personnes ⁵Avec l'aide des mathématiques (statistiques, probabilités) [3].
- ❖ **Définition 2**: La biométrie permet d'identifier une personne à partir de caractéristiques physiologiques ou comportementales reconnues et vérifiables automatiquement. [2].

I.2.2. Pourquoi la biométrie?

Les arguments pour la biométrie se résument en deux catégories:

❖ Praticité: Les mots de passe tels que les cartes de crédit, les cartes de débit, les cartes d'identité et les clés peuvent être oubliés, perdus, volés ou copiés. De plus, la société actuelle exige que chacun se souvienne d'un grand nombre de mots de passe et ait un grand nombre de cartes en sa possession. D'une part, la biométrie serait à l'abri de ces types d'attaques, et d'autre part, elle serait simple et pratique à utiliser car il ne serait pas nécessaire de mémoriser des cartes ou des mots de passe [4].

❖ Sécurité : serait plus sûre que les méthodes actuelles. Elle permettrait une identification précise, même sans documents d'identification, qui pourraient être enfreints. Elle serait également en mesure d'améliorer la sécurité des documents à protection biométrique, réduisant ainsi la fraude. Ensuite, en évitant les dédoublements, elle pourrait être en mesure de prévenir la fraude dans divers systèmes. Par exemple, un prestataire d'aide sociale ne peut pas recevoir de multiples paiements sous plusieurs noms [5] La biométrie a le potentiel de réduire, plutôt que d'éliminer, la criminalité et le terrorisme en compliquant la vie des criminels et des terroristes. Le système biométrique

I.3. Le système biométrique :

Un système biométrique est un système de reconnaissance de formes qui commence par la collecte de données biométriques de l'individu à reconnaître, puis extrait un ensemble de caractéristiques de ces données, et enfin compare ces caractéristiques aux modèles de la base de données pour prendre une décision.

Tout système biométrique comporte deux processus chargés d'effectuer les opérations d'enregistrement et de test :

- La procédure d'enregistrement : Ce processus est utilisé pour enregistrer les caractéristiques de l'utilisateur dans une base de données.
- Procédures de test (identification/vérification) : Cette procédure permet d'identifier ou de vérifier une personne.

I.3.1. Caractéristiques d'un système biométrique :

La sélection d'un trait biométrique pour une application spécifique est basée sur une variété de facteurs, dont la performance et la précision du trait. En théorie, toute caractéristique humaine (physiologique ou comportementale) peut être utilisée comme identifiant biométrique, à condition qu'elle réponde à ces exigences. [6]

- Universalité: Le mode biométrique doit être disponible pour tous les individus de la population.
- ❖ Caractère distinctif : le mode donné doit être suffisamment différent parmi les individus de la population ; on parle aussi d'unicité [7].
- Permanence : Par rapport à l'algorithme d'apparence, la caractéristique biométrique doit être suffisamment immuable dans le temps.

❖ . Capacité de collecte : La capacité de quantifier les données biométriques ; en d'autres termes, il doit être possible d'acquérir et de compter les caractéristiques biométriques à l'aide de dispositifs appropriés qui ne causent pas de préjudice injustifié à la personne.

Voici quelques-unes des autres exigences pour les applications pratiques : [7]

- **1. Performance :** Efficacité, précision, rapidité, robustesse et ressources nécessaires aux applications biométriques.
- **2. Acceptabilité** : Les personnes du public cible qui utilisent l'application doivent être disposées à fournir leurs données biométriques au système.
- **3. Contournement :** La facilité avec laquelle le trait d'un individu peut être imité à l'aide d'artefacts (par exemple, de faux doigts dans le cas de traits physiques et des mimétis dans le cas de caractéristiques comportementales).

Les modalités biométriques ne possèdent pas toutes ces propriétés, ou du moins pas au même degré. Par conséquent, aucune biométrie n'est parfaite ou idéale, mais elle est plus ou moins adaptée à des applications spécifiques. Lors du choix d'une méthode biométrique, un compromis entre la présence ou l'absence de certaines de ces propriétés est réalisé en fonction des exigences de chaque application.

I.3.2. Modes de fonctionnement :

Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner soit en mode identification ou vérification [8] :

I.3.2.1 En mode Identification:

Cette étape consiste à sélectionner la bonne identité d'une personne inconnue à partir d'une liste d'identifiants stockés dans la base de données. Ainsi, afin d'établir l'identité d'une personne, le système compare le modèle de la personne à d'autres modèles de la base de données (Figure I.1). ici individu est incapable de récupérer son identité. En d'autres termes, l'identification d'une identité est couramment utilisée pour empêcher une personne d'utiliser plusieurs identités [9]. Dans ce cas, le système doit répondre à la question suivante : " Qui suis-je ? " [10].

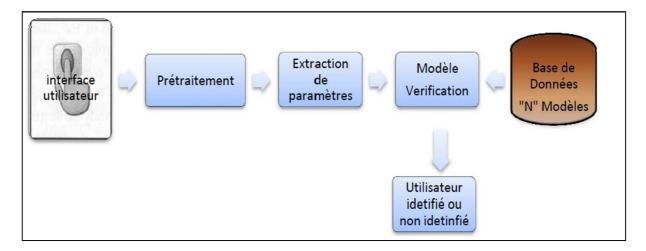


Figure I. 1: La tâche d'identification d'un individu [11]

I.2.3.2 En mode vérification :

cette méthode consiste à déterminer si une personne est ou non celle qu'elle prétend être (Figure I.2). Le terme "one to one" fait référence à la tâche du système qui consiste à vérifier l'identité d'une personne en comparant les données biométriques acquises avec le modèle biométrique de cet individu stocké dans la base de données du système.

I.4. Types D'erreurs d'un système biométrique :

Pour comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux [12] :

- **❖ Taux de faux rejet** : ("False Reject Rate" ou FRR)
- Ce pourcentage représente le nombre de personnes qui ont été reconnues mais qui ont été rejetées par le système.
- **Taux de fausse acceptation**: ("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,

Taux d'égale erreur : ("Equal Error Rate" ou EER) Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et sert d'indicateur de performance actuel. Ce point correspond au point où FRR = FAR, c'est-à-dire au meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations (Figure 1.3).

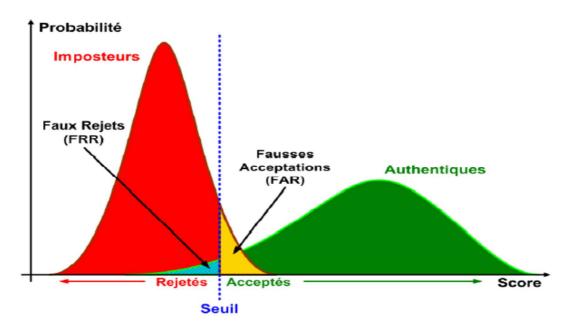
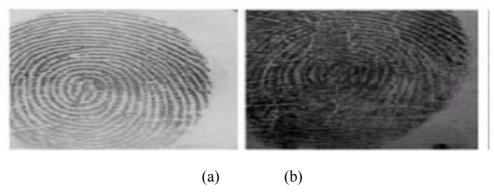


Figure I. 2: Représentation du FRR, FAR et ERR [11]

I.5. Les limitations des systèmes biométriques monomodaux :

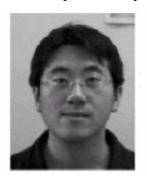
Le succès de l'installation de systèmes biométriques dans diverses applications civiles ne signifie pas que la biométrie est un problème entièrement résolu. Il est évident qu'il existe de nombreuses possibilités d'amélioration de la biométrie. Les chercheurs ne s'intéressent pas seulement aux problèmes liés à la réduction des taux d'erreur, mais aussi à d'autres moyens d'améliorer la rentabilité des systèmes biométriques. Voici les limites des systèmes biométriques qui fonctionnent uniquement sur leurs propres caractéristiques (systèmes biométriques monomodaux) [13] :

❖ Le bruit sur la donnée capturée : L'objet capturé peut être bruyant ou asservissant. Des exemples de données bruyantes sont une empreinte digitale avec une cicatrice ou une voix altérée par le froid (le rhume). Elles peuvent également être le résultat d'un capteur défectueux ou mal entretenu (par exemple, une accumulation de saletés sur un capteur d'empreinte digitale). Les données bruyantes peuvent être incorrectement comparées aux modèles de la base de données (voir la figure I.4), ce qui entraîne un rejet inexact de l'utilisateur.



Figurel. 3: Effet des images bruyantes sur un système biométrique. (a)empreinte digitale obtenue pendant l'inscription. (b)Empreinte digitale obtenue du même utilisateur pendant la vérification après trois mois. Le développement des cicatrices ou de coupures peut donner un résultat erroné.

❖ Les variations d'intra-classe: Les données biométriques collectées pendant l'authentification peuvent différer de manière significative des données utilisées pour générer le modèle pendant l'enregistrement ; cette différence est généralement causée par une interaction incorrecte de l'utilisateur avec le capteur (voir Figure I.5) ou lorsque les caractéristiques du capteur sont modifiées pendant la phase de vérification.







FigureI. 4: Variation d'intra-classe associée avec l'image du visage d'un individu dû au changement de poses.

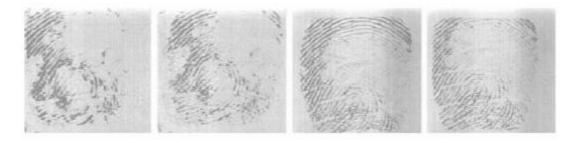
Un système de reconnaissance du visage ne sera pas capable de comparer ces trois images avec succès, bien qu'ils appartiennent à la même personne.

Figure I.4Unicité: Bien que l'on s'attende à ce qu'une caractéristique biométrique change de manière significative d'un individu à l'autre, il peut y avoir d'importantes similitudes interclasses dans les ensembles de caractéristiques utilisés pour représenter ces qualités. La distinction fournie par le trait biométrique est limitée du fait de cette contrainte. Ils ont démontré que le contenu en information (nombre de modèles distinguables) des représentations les plus utilisées de la géométrie de la main et du visage n'est que de l'ordre de

105 et 103, respectivement [13]. Par conséquent, chaque caractéristique biométrique a une limite supérieure théorique en termes de possibilités de distinction.

Non-universalité: En attendant que chaque utilisateur ait le trait biométrique acquis. En réalité, il est possible qu'aucun des utilisateurs d'un groupe ne possède un profil biométrique unique.

En raison de la mauvaise qualité des arêtes, un système d'empreintes numériques biométriques, par exemple, peut être incapable d'extraire des caractéristiques des empreintes numériques de certains individus. (voir figure I.6).



FigureI. 5: La mauvaise qualité des minuties et arrêtés.

❖ Les attaques : Pour altérer le système, un imposteur peut tenter de mystifier les caractéristiques biométriques d'un utilisateur légitimement inscrit. Ce type d'attaque est particulièrement efficace lorsque des caractéristiques comportementales telles que la signature et la voix sont utilisées. Cependant, les caractéristiques physiques sont vulnérables aux attaques : par exemple, il a été démontré qu'il est possible de créer des doigts artificiels ou des empreintes numériques en un temps raisonnable pour mettre en échec le système de vérification des empreintes numériques.

I.6. Les applications :

L'authentification biométrique est utilisée dans tous les domaines qui nécessitent un accès contrôlé, comme les applications bancaires, les lieux hautement sécurisés tels que les bureaux gouvernementaux, les corps législatifs, les forces armées et les services de sécurité, etc.. En termes de reconnaissance, elle est fréquemment utilisée par la police et les services d'immigration dans les aéroports, ainsi que dans la recherche de bases de données criminelles. On le retrouve également dans les applications civiles, où l'authentification des cartes de crédit, des permis de conduire et des passeports est de plus en plus courante. Avec l'avènement d'Internet et son utilisation généralisée, ainsi que le développement de divers

services sur Internet et, surtout, l'émergence du commerce électronique (E-commerce), tous les fournisseurs de produits et de services déploient des efforts considérables pour se protéger contre toutes les intrusions frauduleuses possibles [14].

Voici quelques exemples ou nous pouvant utiliser la biométrie pour contrôler tout accès:

- Contrôle d'accès physiques aux locaux : Salle informatique, site sensible (service de recherche, site nucléaire, bases militaires...).
- Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations :Lancement du système d'exploitation, accès au réseau informatique, commerce électronique, transaction (financière pour les banques, données entre entreprises), et tout logiciel nécessitant un mot de passe.
- Equipements de communication : Terminaux d'accès à internet, téléphones portables.
- Machines & Equipements divers : Coffre fort avec serrure électronique, distributeur automatique de tickets, contrôle de l'adhésion à un club, carte de fidélité, gestion et contrôle du temps, véhicule anti-démarrage, etc. (Figure 1.7)









FigureI. 6: Applications de la biométrie

I.7. Conclusion:

Nous avons introduit dans ce chapitre la notion de biométrie, les modalités biométriques, les systèmes biométriques, leurs caractéristiques, leurs modes de fonctionnement et leurs nombreuses applications. Nous avons également noté que les performances des systèmes biométriques sont influencées par de nombreux facteurs et varient d'un système à l'autre. Enfin, il a été mentionné que les systèmes biométriques mono-modaux ont des limites.

L'utilisation de plusieurs modalités biométriques était l'une des options pour améliorer les performances des systèmes biométriques, c'est pourquoi nous aborderons la biométrie multimodale dans le prochain chapitre.

ChapitreII

La biométrie multimodale et les différents niveaux de fusion

II.1 Introduction:

La biométrie est l'étude de la détermination de l'identification d'un individu sur la base de ses caractéristiques physiques, chimiques ou comportementales. La biométrie est de plus en plus utilisée dans des applications de la vie quotidienne. Ainsi, alors que les données biométriques étaient initialement traitées manuellement vers la fin du XIXe siècle[15]. Malgré le fait que les techniques de reconnaissance biométrique semblent être très efficaces, les systèmes biométriques monomodes qui sont basés sur une seule modalité biométrique ne peuvent pas garantir un taux de reconnaissance élevé. En outre, ces systèmes sont fréquemment affectés par les problèmes suivants : Contusionnement initié par le Capteur Non-universalité, manque d'individualité, Vide de représentation. Pour remédier à ces inconvénients, une alternative consiste à combiner plusieurs modalités biométriques en un seul système, ce que l'on appelle un système biométrique multimodal. Dans ce projet, le choix a été fait d'intégrer les modalités faciales et vocales.

II.2. La multimodalité:

L'utilisation de plusieurs systèmes biométriques est appelée multimodalité. 16]

II.2.1. Pourquoi La Multimodalité:

En fait, l'utilisation de plusieurs systèmes a pour objectif principal l'amélioration des performances de reconnaissance. En augmentant la quantité d'informations discriminantes disponibles pour chaque individu, la capacité de reconnaissance du système sera améliorée. De plus, l'utilisation de plusieurs modalités biométriques réduit le risque d'incapacité à s'enregistrer ainsi que la robustesse du système contre la fraude.

La capacité du système à discriminer entre deux individus est améliorée par la combinaison de différentes sources d'information. [17].

II.2.2. Les Différents muti-possible :

En combinant plusieurs systèmes, les systèmes biométriques multimodaux réduisent les contraintes des systèmes biométriques monomodaux. Il existe cinq types différents de systèmes multimodaux en fonction des systèmes qu'ils combinent (voir figure I.13). On les désigne par les termes suivants :[17]

- Multi-capteurs : Lorsque plusieurs capteurs sont utilisés pour acquérir le même modal, par exemple, un capteur optique et un capteur capacitif pour l'acquisition de biens numériques.
- Multi-instances : lorsqu'ils associent plusieurs instances de la même biométrie, par exemple l'acquisition de plusieurs photographies du visage avec des changements d'attitude, d'expression ou d'éclairage.
- ❖ Multi-algorithmes : Lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise, cette multiplicité d'algorithmes peut jouer un rôle dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en employant plusieurs algorithmes de comparaison.
- Multi-échantillons : lorsqu'ils combinent plusieurs échantillons différents du même modal, comme deux empreintes numériques de doigts différents ou deux iris. Dans ce cas, les données sont traitées à l'aide du même algorithme, mais elles nécessitent des références d'encodage différentes, contrairement aux systèmes multi-instances, qui ne nécessitent qu'une seule référence.
- Multi-biométries : lorsque plusieurs biométries différentes sont prises en compte, comme le visage et l'empreinte numérique.

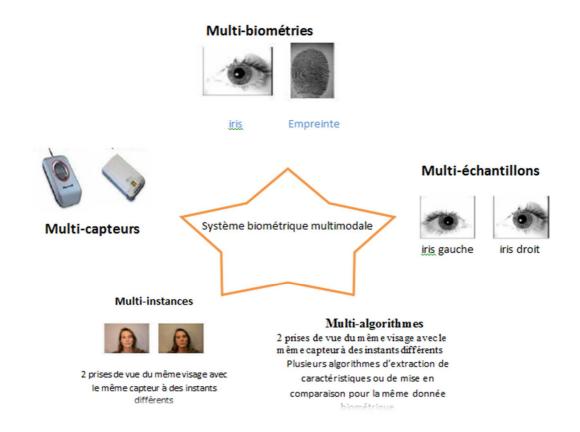
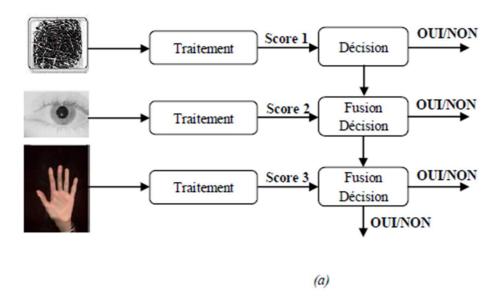


Figure II. 1: les différents systèmes multimodaux

II.2.3. Les architectures des systèmes biométriques multimodaux :

Les systèmes multimodaux combinent plusieurs systèmes biométriques, ce qui nécessite la collecte et le traitement de plusieurs ensembles de données. L'acquisition et le traitement peuvent se faire de manière séquentielle, ce que l'on appelle l'architecture sérielle, ou simultanément, ce que l'on appelle l'architecture parallèle.

Par conséquent, l'architecture est indissociable du traitement et, en particulier, de la décision. En effet, la différence entre un système multimodal en série et un système multimodal en parallèle réside dans la possibilité d'obtenir un score de similarité à la fin de chaque acquisition (fusion en série) (voir figure I.9(a)) ou de traiter l'ensemble des acquisitions avant de prendre une décision. (fusion en parallèle) (voir figure I.9(b)).[16]



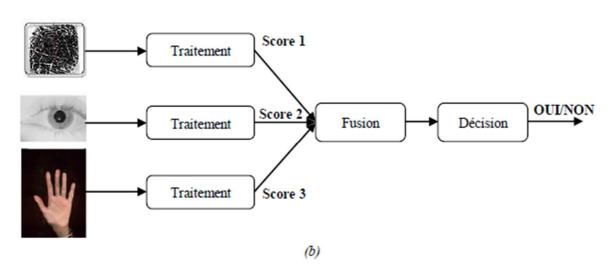


Figure II. 2: : Architecture de fusion (a) en série, (b) en parallèle.

Comme le montre la Figure I.9(b), l'architecture parallèle est la plus souvent utilisée car elle permet aux utilisateurs d'exploiter toutes les données disponibles et d'améliorer ainsi les performances du système. Cependant, lorsqu'il s'agit d'un grand nombre de données biométriques, la collecte et le traitement sont gourmands en temps et en ressources, ce qui réduit le confort de l'utilisateur.

II.3. Les différents niveaux de fusion :

Dans un système typique de reconnaissance de formes, la quantité d'informations disponibles diminue au fur et à mesure que l'utilisateur progresse du module de capture au module de décision. Dans un système biomédical multimodal, la fusion peut être réalisée en utilisant les informations disponibles dans n'importe lequel de ces modules.

Nous allons maintenant passer en revue ces niveaux de fusion, qui peuvent être divisés en deux groupes : la fusion avant la correspondance ("matching") et la fusion après la correspondance. [18]

Niveaux de fusion peuvent être classés en deux grandes familles :

- 1) La fusion pré-classification (avant comparaison),
- 2) La fusion post-classification (après la comparaison).

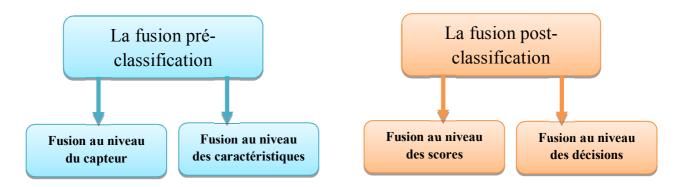


Figure II. 3: 3 Les familles des niveaux de fusion

II.3.1. La fusion pré-classification (avant comparaison) :

II.3.1.1. Fusion au niveau du capteur :

Les données brutes des capteurs sont combinées par fusion au niveau du capteur . La fusion au niveau du capteur n'est possible que si les différentes captures sont des exemples du même trait biométrique obtenus à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux, ou de nombreux exemples du même trait biométrique obtenus à partir d'un seul capteur. De plus, les captures doivent être compatibles entre elles, et la correspondance entre les points des données brutes doit être connue à l'avance [19]. Par exemple, les photos du visage obtenues à partir de plusieurs caméras peuvent être combinées pour créer un modèle 3D du visage. La fusion au niveau du capteur n'est généralement pas réalisable si les instances de données ne

sont pas adaptées (par exemple, il peut être difficile de combiner des photos de visages provenant de caméras ayant des résolutions différentes).

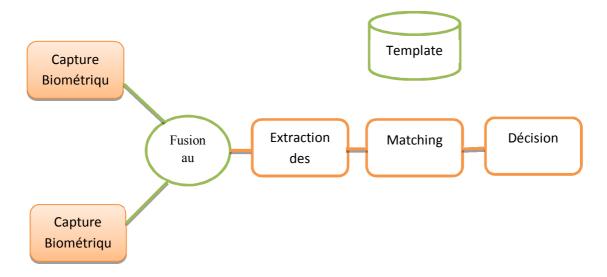


Figure II. 4: Fusion au niveau du capteur

II.3.1.2. Fusion au niveau des caractéristiques :

La fusion au niveau métrique consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques qui sont obtenus à partir de l'une des sources suivantes : plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométrique ou plusieurs caractéristiques biométriques.

Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont homogènes (par exemple, plusieurs photographies numériques du doigt d'un utilisateur), un vecteur unique de caractéristiques peut être calculé comme une somme de vecteurs individuels de caractéristiques.[16].

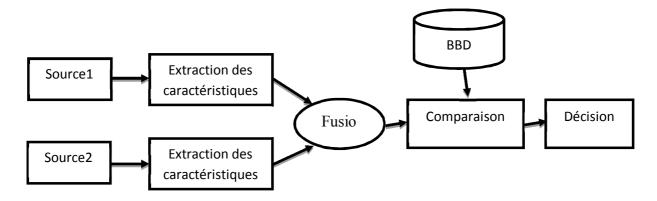


Figure II. 5: Fusion au niveau des caractéristiques

II.3.2. La fusion post-classification :

II.3.2.1. La fusion au niveau décision :

Fusion au niveau de la prise de décision : Lorsque chaque matcheur biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance possible en fonction de l'entrée qui lui est présentée, l'intégration des informations au niveau de la décision peut être mise en place. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour parvenir à une décision finale :

- a) Le vote majoritaire (également appelé "vote à la majorité") est une méthode de vote qui interprète chaque sortie du classificateur comme un vote pour l'une des classes possibles. La décision finale est prise par la classe qui reçoit une majorité de votes ou plus qu'un certain seuil de votes .Les votes des classifieurs ne sont pas comptés, et chaque classe reçoit autant de votes qu'il y a de classifieurs à combiner [20].
- b) Aléatoire : une décision aléatoire (sortie d'un classifieur) est prise. Le but de cette stratégie est de lutter contre l'usurpation d'identité car les imposteurs n'ont aucune idée des biométries qui seront demandées par le système au préalable.
- c) Les règles "ET et OU" : la décision finale envoie l'identifiant d'une personne si toutes les décisions des sous-systèmes envoient le même identifiant [21].

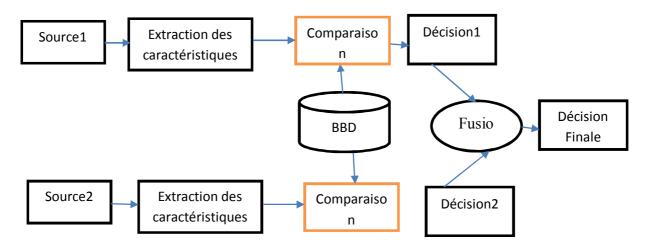


Figure II. 6: Fusion au niveau décision.

II.3.2.2. La fusion au niveau des scores :

Est le type de fusion le plus utilisé car il peut être appliqué à tout type de système (contrairement à la fusion par pré-classification) dans un espace limité (un vecteur de scores de dimension égale au nombre de sous-systèmes).en utilisant des méthodes très basiques et efficaces mais qui traitent plus de données que la fusion par décision Après les vecteurs de caractéristiques, les scores de sortie (de correspondance) des apparieurs contiennent les informations les plus détaillées sur le modèle d'entrée. En fait, le meilleur compromis entre la richesse des informations et la facilité de mise en œuvre est obtenu par la fusion des scores. Il est également assez simple d'accéder aux scores générés par les différents apparieurs et de les agréger. Par conséquent, l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux est l'intégration des informations au niveau des scores [7].

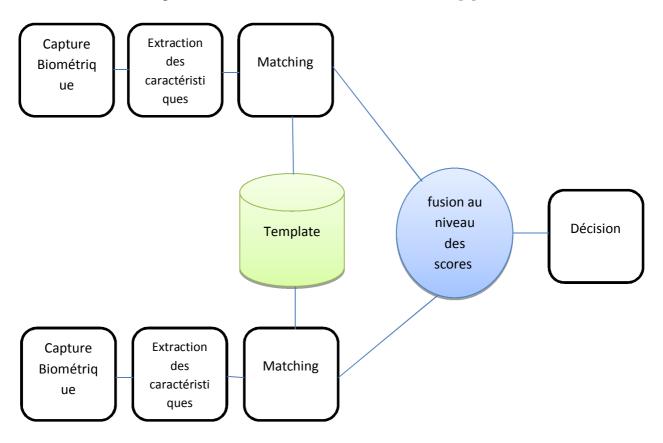


Figure II. 7: fusion au niveau des scores

Il existe deux méthodes pour combiner les résultats de différents matchers. La première approche consiste à traiter la situation comme un problème de classification, tandis que la seconde approche consiste à la traiter comme un problème de combinaison.

a) Approche par classification:

En utilisant les scores de similarité produits par les classificateurs, un vecteur de caractéristiques est construit, et ce vecteur est ensuite classé dans l'une des deux classes suivantes : accepter (vrai utilisateur) ou rejeter (faux utilisateur) (imposteur). En général, le classificateur utilisé à cette fin est capable d'apprendre des limites de décision indépendamment de la façon dont le vecteur de caractéristiques est généré. [16]

b) Approche par combinaison:

Les scores de correspondance individuels sont combinés pour générer un score unique, qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale.

b).1. Méthodes de combinaison de scores

L'objectif des méthodes de combinaison de scores est d'obtenir un score final s à partir d'un ensemble de N scores disponibles si I = 1 à N résultant de N systèmes.

Les méthodes les plus couramment utilisées sont la moyenne, le produit, le minimum, le maximum et la médiane.[16]

 \square Combiner les scores par la moyenne consiste à calculer s tel que :

$$S = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{N} s_i \tag{II.1}$$

 \square Combiner les scores par le produit consiste à calculer s tel que :

$$S = \frac{1}{N} \prod_{i=1}^{N} S_i \tag{II.2}$$

 \Box Combiner les scores par le minimum consiste à calculer s tel que :

$$S=\min(s_i) \tag{II.3}$$

 \Box Combiner les scores par le maximum consiste à calculer s tel que:

$$S=\min(s_i) \tag{II.4}$$

 \Box Combiner les scores par la médiane consiste à calculer s tel que :

$$S=med(s_i) (II.5)$$

Toutes ces méthodes sont simples et ne nécessitent aucune modification. Il existe des méthodes de combinaison encore plus avancées qui nécessitent l'ajustement de paramètres tels que la somme pondérée :[22]

$$S = \sum_{i=1}^{N} w_i. s_i \tag{II.6}$$

La somme pondérée permet d'attribuer des poids différents à chacun des sous-systèmes en fonction de leur performance individuelle ou de leur intérêt dans le système multimodal. Toutes ces méthodes de combinaison ne peuvent cependant être utilisées que si tous les scores des sous-systèmes sont homogènes.

Les méthodes de combinaison des scores nécessitent une étape préalable de normalisation des scores pour fonctionner.[16]

b).2. Techniques de normalisation des scores

❖ Normalisation Min-Max:

C'est la meilleure option lorsque les limites (valeurs minimales et maximales) des scores produits par un matcheur sont connues. Dans ce cas, les scores minimaux et maximaux peuvent facilement être convertis en 0 et 1, respectivement. Même si les scores de correspondance ne sont pas connus, il est possible d'estimer les valeurs minimales et maximales pour un ensemble donné de scores de correspondance, puis d'appliquer la normalisation Min-Max. Soit *sii* le *jème* score de correspondance de sortie de la *ième* modalité,

Chapitre II La biométrie multimodale et les différents niveaux de fusion

où i = 1, 2, ..., Ret j = 1, 2, ..., M (R est le numero de modalités et M le nombre de scores de correspondance disponibles dans l'ensemble de données d'entraînement).

Le score normalisé Min-Max pour le score de test *sik* est donné par : [22]

$$s'_{ik} = \frac{s_{ik} - \min(\{s_i\})}{\max(\{s_i\}) - \min(\{s_i\})} (II.7)$$

où{si.} = {si1, si2, ..., siM}.Quand les valeurs minimales et maximales sont estimées à partir du jeu d'entraînement de scores donné.

❖ Normalisation "échelle décimale" :

elle peut être utilisée lorsque les scores de différents matcheurs changent sur une échelle logarithmique. Par exemple, si un matcheur a des scores dans l'intervalle [0, 1] et l'autre dans l'intervalle [0, 100], la normalisation suivante peut être utilisée :

$$s'_{ik} = \frac{s_{ik}}{10^n}$$
 (II.8)

Où
$$n = log_n \cdot max(\{s_i\})$$

c) Score Z de normalisation : le plus utilisé, il emploie la moyenne arithmétique et le type d'équivalence des données. Les scores normalisés sont calculés comme suit :

$$s'_{ik} = \frac{s'_{ik} - \mu}{\sigma}$$
 (II.9)

- μ est la moyenne arithmétique
- σ l'écart-type des données
- d) La médiane et la différence médiane absolue (MAD) : une méthode de normalisation robuste basée sur la médiane et la MAD serait :

$$s'_{ik} = \frac{s'_{ik} - median}{MAD}$$
 (II.10)
 $MAD = median(\{|si - median(\{si \})|\})$

e) Les estimateurs tanh (pour tangente hyperbolique) introduits par *Hampel et al*. Sont robustes et très efficaces [Ham 86]. La normalisation est donnée par :

$$s'_{ik} = \frac{1}{N} \left\{ \tanh \left(0.01 \left(\frac{s_{ik} - \mu_{GH}}{\sigma_{GH}} \right) \right) + 1 \right\}$$
(II.11)

Chapitre II La biométrie multimodale et les différents niveaux de fusion

• μ_{GH} , σ_{GH} : sont respectivement les estimateurs de la moyenne et de l'écart-type de la distribution des scores authentiques.[22]

II.4. Conclusion:

Plusieurs systèmes menant ainsi à la biométrie multimodale. Les systèmes multimodaux peuvent être de différente nature, nous avons donc présenté dans ce chapitre les différents types de combinaisons de modalités possibles, mais aussi les architectures et les niveaux de fusion qui peuvent être utilisés dans un système multimodal. Nous avons également présenté la possibilité d'apporter des informations supplémentaires comme les mesures de qualité, de confiance ou de données personnelles pour fiabiliser encore plus la décision.

Dans le reste de ce mémoire nous n'étudierons pas tous les aspects des systèmes multimodaux. Nous nous concentrerons sur les systèmes faisant la fusion au niveau des scores et nous ne traiterons pas les systèmes utilisant d'autres informations. Ces systèmes de fusion de scores seront traités avec des architectures en parallèle, ayant pour objectif de réduire le temps et la complexité d'utilisation des systèmes multimodaux.

Dans le prochain chapitre nous présenterons quelques techniques utilisées pour l'optimisation de la fusion biométriques multimodale au niveau des scores, notamment l'optimisation par Algorithme de la luciole(Firefly algorithm).

III.1. Introduction

En raison de son efficacité dans la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire, la méta-méthode électronique devient de plus en plus intéressante .Parmi les algorithmes électroniques les plus populaires se trouve l'algorithme évolutif inspiré de l'évolution biologique. L'algorithme Firefly ou algorithme Firefly est un algorithme évolutif. Dans ce chapitre, nous présenterons une méthode heuristique d'inspiration biologique. Pour cela, nous allons d'abord introduire les aspects biologiques de l'algorithme.

Ensuite, nous décrirons l'application de l'algorithme, et apprendrons à connaître les Algorithmes Génétiques en général

III.2. Algorithme des Lucioles (FireFly Algorithm)

III. 2.1. Inspiration

Les lucioles sont de petits coléoptères ailés qui peuvent produire des éclairs froids pour s'attirer les uns les autres.

Selon le dicton commun des lucioles, elles sont également utilisées comme synonymes d'éclairage d'insectes ou de lucioles. Ce sont deux types de coléoptères qui peuvent émettre de la lumière, mais les lucioles sont considérées comme capables de voler.

En raison des organes spéciaux très proches de la surface de la peau, ces insectes peuvent produire de la lumière dans le corps. Cette lumière est produite en raison d'une réaction chimique appelée bioluminescence[23].

Les femelles peuvent imiter les signaux lumineux d'autres espèces pour attirer les mâles pour les capturer et les avaler. Les lucioles ont un mécanisme semblable à un condensateur, qui se décharge lentement jusqu'à ce qu'un certain seuil soit atteint, et elles libèrent de l'énergie sous forme de lumière. Ce phénomène se répétera cycliquement [23].



Figure III. 1: Les Lucioles

III.2.2. Principe de fonctionnement de l'algorithme des Lucioles

L'algorithme Firefly (FA) développé par Yang Xinshe de l'Université de Cambridge en 2007 est basé sur l'émission et l'absorption lumineuses ainsi que sur le comportement d'attraction entre les lucioles. Il a été développé pour résoudre des problèmes d'optimisation. L'algorithme s'inspire du comportement de clignotement des lucioles. Lors de la description de FA [32] [33], ces trois règles sont idéalisées :

- 1- Toutes les lucioles sont unisexes, ce qui fait l'attirance entre elles ne dépend pas de leur sexe .
- 2- L'attraction est proportionnelle à leurs luminosités, donc pour deux lucioles, la moins lumineuse se déplacera vers la plus lumineuse. Si aucune luciole n'est lumineuse qu'une luciole particulière, cette dernière se déplacera aléatoirement.
- 3- La luminosité des lucioles est déterminée en fonction d'une fonction objective (à optimiser).
- L'initialisation de la population de lucioles est la première étape du processus de l'algorithme l'algorithme de luciole, et chaque luciole dans une population indique une solution potentielle.[24]
- Le nombre de solutions ou la taille de l'espace de recherche, qui est utilisé pour mener la recherche vers le site optimal, est déterminé par la taille de la population.[24]
- Dans l'étape suivante, chaque luciole est évaluée en fonction de leur condition physique (intensité lumineuse). À chaque nouvelle étape itérative, la luminosité et l'attirance de chaque luciole est calculée. [25]
- La fonction de l'attractivité est définie en utilisant l'intensité lumineuse, la distance entre lucioles, et un coefficient d'absorption. [25]
- Après avoir comparé la luminosité de chaque luciole avec celle de toutes les autres lucioles et mis à jour les positions des lucioles en fonction des règles de connaissance des lucioles et de leurs voisins, le mouvement des lucioles est défini par une fonction de mouvement, qui utilise la position actuelle, l'attrait et une marche aléatoire.
- La nouvelle luciole est analysée et son intensité lumineuse est mise à jour après la relocalisation. La meilleure solution actuelle est mise à jour de manière itérative

pendant la boucle de comparaison par paires. Le processus de comparaison par paires est exécuté encore et encore jusqu'à ce que les conditions de fin soient remplies. [25]

III.2.3.Algorithme

Algorithme 1.Métaheuristique FA[26]

```
Début
Définir une fonction objective f(x), x = (x_1, ..., x_d)
Générer une population de Lucioles x_i (i = 1, 2, ..., n)
Définir l'intensité de lumière I à un point x_i par la fonction objective f(x_i)
Déterminer le coefficient d'absorption y
Tant que (t<Nombred'itération)
   Pour i = 1: n Toutes les n lucioles
     Pour j = 1: n Toutes les n lucioles
        Si(I_i > ) alors
          Déplacer la luciole i vers la luciole j
        Fin si
         L'attractivité \beta_{ij} varie avec la distance r_{ij} via e^{-\gamma r}
         Evaluer les nouvelles solutions
         Mettre à jour l'intensité lumineuse
       Fin pour j
     Fin pour i
 Classer les lucioles et trouver la meilleure
Fin Tant que
 Traitement des résultats et visualisation
Fin
```

III.3 Paramétrages d'algorithmes des Lucioles

L'algorithme Firefly n'est pas difficile à construire, mais le paramétrage de la méthode, à savoir le choix des variables, est l'étape cruciale. Ces paramètres sont très dépendants du type de problème à résoudre, et leurs valeurs sont souvent déterminées par les résultats expérimentaux obtenus. [26]

Dans l'algorithme des Lucioles ou (FA) on prend en compte les paramètres suivants :

✓ Nombre de luciole

Le nombre de lucioles, également connu sous le nom de taille de la population initiale, a un impact direct sur l'algorithmedes Lucioles , il est donc essentiel de définir ce paramètre avec soin afin de fournir un meilleur équilibre entre la qualité de la solution et la vitesse d'exécution.

Nous pouvons voir à travers les différents tests effectués dans [24] que plus la population est grande, plus l'effet est fort.

Par contre si le nombre de luciole est petit, il y aura alors une probabilité de converger vers un optimum local et donc il est plus efficace d'avoir un nombre important de lucioles pour assurer une diversité et éviter le problème des minima locaux.[26]

✓ L'intensité et L'attractivité

a. Intensité

La modulation de l'intensité lumineuse et la formulation de l'attractivité sont deux aspects cruciaux de l'algorithme de la luciole. Par souci de simplicité, Xin-She Yang estime que l'attraction d'une luciole est déterminée par sa luminosité, qui est liée à la fonction objective. [27]

Dans la forme la plus simple, l'intensité lumineuse I(r) varie en fonction de la loi du carré inverse $I(r) = I_0 / r^2$ où I_0 est l'intensité à la source, ou dans un milieu donné avec une lumière fixe γ coefficient d'absorption, l'intensité lumineuse varie avec la distance r, qui est

I (r) = $I_0 e^{-\gamma r}$, Afin d'éviter la singularité à r = 0 dans l'expression I (r) = I_0/r^2 , l'effet combiné de la fois le loi carrée inverse et l'absorption peuvent être estimés à l'aide de la forme suivante :

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \qquad (III.1)$$

Parfois, on peut avoir besoin d'une fonction qui diminue de façon monotone à un rythme plus lent. Dans ce cas, nous pouvons utiliser l'approximation suivante :

$$I(r) = \frac{I_0}{1 + \nu r^2} \qquad (III.2)$$

b. Attractivité

L'attrait des lucioles I et j varie avec leur distance r (i,j). De plus, l'intensité de la lumière diminue avec la distance de sa source, et la lumière est absorbée par l'environnement, donc l'attractivité varie avec le degré d'absorption.

Sachant que l'attraction d'une luciole est proportionnelle à l'intensité des lucioles adjacentes, La formule de cette attractivité β d'une luciole peut être définie comme :

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \tag{III.3}$$

Où β_0 est l'attraction à r=0. Comme il est souvent plus rapide pour calculer $\frac{1}{1+r^2}$ d'une fonction exponentielle, le cas échéant, peut avantageusement être remplacé par $=\frac{\beta_0}{1+\gamma r^2}$, équation (2) définit une caractéristique de distance $r=\frac{1}{\sqrt{\gamma}}$, sur laquelle l'attractivité change sensiblement de β_0 à $\beta_0 e^{-1}$ Dans la mise en œuvre, la forme réelle de la fonction de l'attractivité β (r) peut être des fonctions décroissantes de façon monotone comme la généralisation suivante : [27]

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r \wedge m}$$
 $m \ge 1(III.4)$

✓ Coefficient d'absorption

Le coefficient d'absorption γ contrôle la variation de l'attractivité en fonction de la distance entre deux lucioles communiquées. Il est dans l'intervalle $[0, \infty]$.

 γ =0 correspond à aucun changement, pas de variation ou attractivité constante,

 $\gamma = \infty$, correspond à une recherche aléatoire complète.

Nous préférons garder la valeur de $\gamma \in [0,1]$, $\gamma = 1$ entraîne une attractivité proche de zéro qui est encore équivalente à la recherche aléatoire complète.

Ce coefficient d'absorption personnalisé pourrait être basé sur la "longueur caractéristique" de l'espace de recherche optimisé. [27]

✓ La distance

La distance entre n'importe quelles deux lucioles i et j aux emplacements X_i et X_j respectivement est la distance cartésienne :

$$r_{ij} = ||x_i - x_j|| = \sqrt{\sum_{k=1}^{d} (x_{i,k} - x_{j,k})^2}$$
 (III.5)

Où X_i , est la k_{eme} composante de la i_{eme} luciole, et d est le nombre de dimensions. Pour d=2, on a :

$$r_{ij} = \sqrt{(y_i - y_j)^2 + (x_i - x_j)^2}$$
 (III.6)

✓ Mouvement

Le déplacement d'une luciole *i* attirée par une luciole *j* plus lumineuse (attrayante), est déterminé par:

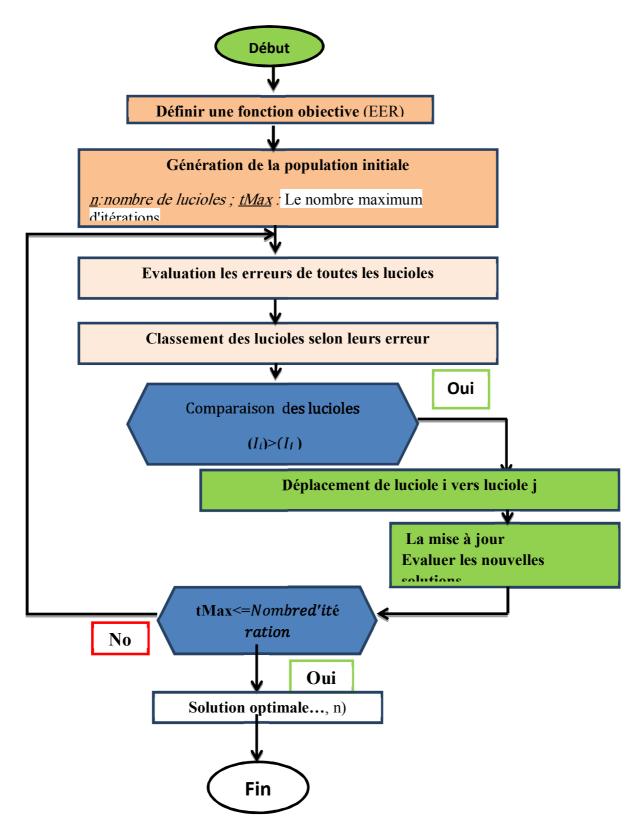
$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r^2} (x_i - x_i) + \alpha (rand - \frac{1}{2})$$
 (III.7)

Le premier terme représente la position actuelle d'une luciole, le deuxième terme est utilisé pour tenir compte de l'attrait d'une luciole pour l'intensité lumineuse observée par les lucioles voisines, et le troisième terme est utilisé pour représenter le mouvement aléatoire d'une luciole s'il n'y a pas d'autre luciole plus lumineuse.

Le coefficient α est un paramètre de répartition aléatoire, tandis que rand est un générateur de nombre aléatoire distribué de façon uniforme dans l'espace [0,1]. [27]

✓ Nombre de génération

Même si les expériences montrent les grandes performances de la méthode, la convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans toutes les instances. Par conséquent, il est fortement conseillé d'offrir une plage de sortie à l'algorithme en spécifiant un nombre maximal de répétitions.



FigureIII. 2: l'organigramme d'algorithme de luciole

III.4. Description de l'organigramme

III.4.1. Génération de la population initiale

Au cours de cette étape, nous créons une population initiale, qui représente un ensemble de solutions viables.

Cette population de départ est normalement créée de manière aléatoire ; cependant, le choix de la population de départ est critique car il peut affecter la rapidité avec laquelle l'optimum global est atteint

Lorsqu'il n'y a pas de connaissance préalable du problème à traiter, il est essentiel que la population initiale soit distribuée sur l'ensemble du domaine de recherche.

D'autre part, la sélection d'une population trop grande peut augmenter considérablement le temps de calcul, tandis que la sélection d'une population trop petite peut entraîner une convergence prématurée en raison de l'absence d'un large échantillon de l'espace de recherche par l'algorithme. [28]

III. 4.2 . Fonction d'évaluation

La fonction d'évaluation (fitnessfunction objective (EER)) attribue une valeur numérique à chaque luciole qui indique un coût de performance, et elle est utilisée pour coder la luminosité des lucioles. La méthode converge vers la meilleure solution grâce à cette fonction.

L'efficacité de l'algorithme en termes de pertinence de la solution et de temps de calcul est principalement déterminée par la fonction objectif, qui doit être définie aussi précisément que possible. [28]

Il existe deux types de fonction d'évaluation, soit mono critère ou multicritère :

a) Une fonction d'évaluation mono critère

Signifie que la fonction dépend d'une seule et même fonction objectif. La résolution de la fonction d'adaptation (fitness), dans ce cas est simple et ne pose généralement aucun problème.

b) Une fonction d'évaluation multicritère

Généralement, les problèmes d'optimisation doivent souvent satisfaire des objectifs multiples. Une méthode classique consiste à définir des fonctions objectifs élémentaires

dont certains sont concurrents, traduisant chaque objectif à atteindre, et de les fusionner au sein d'une seule fonction.

III. 4.3 .Classement

Le classement s'effectue par rapport à la fonction objective, donc dans notre algorithme le classement se fait selon l'intensité de la lumière de chaque luciole. Généralement le classement sert à déterminer le meilleur individu ou le mauvais individu, si la fonction objective cherche à maximiser les critères, le classement par ordre croissant et donc le meilleur est le maximum et le mauvais est le minimum, sinon si la fonction objective cherche à minimiser les critères, le classement se fait par ordre décroissant et donc le meilleur est le minimum.

III.4.4. Déplacement et mise à jour

Après avoir comparé la luminosité de chaque luciole avec toutes les autres lucioles, les positions des lucioles sont mises à jour en se basant sur des règles de connaissance de la luciole et de leurs voisins, ces règles sont généralement la position initiale, la distance entre deux lucioles comparés et un mouvement aléatoire.

La nouvelle luciole est examinée après le déplacement, et sa position et son intensité lumineuse sont mises à jour.La meilleure solution est mise à jour de manière itérative pendant la boucle de comparaison par paires. Jusqu'à ce que les conditions de fin soient remplies, la procédure de comparaison par paires est répétée. [29]

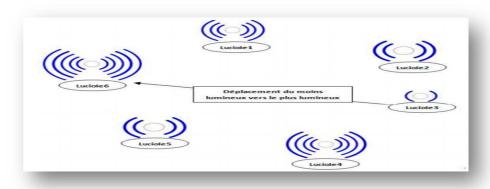


Figure III. 3: Déplacement des lucioles

III 4.5. Critère d'arrêt

Les étapes précédentes (déplacement et mise à jour) sont répétées jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit remplie, auquel cas la boucle se termine. Cette condition fait référence soit à un nombre maximal de générations fixé au début, soit à un nombre maximal de générations fixé à la fin.ou lorsqu'on trouve une solution satisfaisante proche de la solution optimale. On peut également terminer la boucle lorsque les résultats de l'algorithme sont stables afin d'éviter toute perte de temps.

III.5 .ALGORITHME GENETIQUE

a) Définition et Principe de base d'un AG standard

Les algorithmes génétiques, présentés pour la première fois par John Holland en 1975 [30], sont des algorithmes d'optimisation basés sur la génétique et les principes évolutifs de la nature : croisement, mutation et sélection, en partant du principe que seuls les plus forts survivent dans une population.

travaillent sur une population composée d'individus, tous différents, qui sont des solutions potentielles du problème à résoudre. Chaque individu (solution) est évalué. Cette évaluation permet de juger de la pertinence des solutions par rapport au problème considéré. Ceci conduit à éliminer les solutions jugées inutiles ou très mauvaises (mettre à l'écart les individus les plus faibles pour favoriser les plus performants).

À la suite de ce processus d'élimination, les gènes des solutions retenues sont réunis pour créer une nouvelle population qui doit être plus adaptée à la solution du problème que la population précédente. Il en résulte de multiples générations, chacune mutée et hybridée à partir de ses "parents". Ce processus est réitéré jusqu'à ce que l'on obtienne une solution que l'on juge satisfaisante [31]

b) Codage

Le codage utilisé par un AG est représenté sous forme d'une chaîne de bits qui contient toute l'information nécessaire pour représenter un point de l'espace de recherche. Le codage binaire est le code le plus utilisé.

c) Les Operateurs d'AG

1-Sélection

Le but de la sélection est de trouver les individus qui devront se reproduire. Cet opérateur ne produit pas de nouveaux individus, mais les identifie en fonction de leur fonction d'adaptation, en sélectionnant les mieux adaptés et en écartant les moins bien adaptés.

2-Croisement

Le croisement permet de créer de nouvelles chaînes en échangeant de l'information entre deux chaînes.

3- Mutation

Une seule chaîne de caractères est mutée à la fois. Il symbolise la modification aléatoire à faible probabilité de la valeur d'un caractère dans une chaîne de caractères ; en codage binaire, cela équivaut à changer un 1 en un 0 et vice versa [30].

III.6.Conclusion

L'algorithme des lucioles "Firefly Algorithm" permet de fournir rapidement des solutions qui sont proche de la solution optimale grâce aux mouvements des lucioles en fonction d'attractivité et d'intensité qui est défini par la fonction objectif et qui est le centre de tous les calculs. Les emplacements changent a chaque itération et donc le changement des solutions aussi afin de déterminer le meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'algorithme.

IV.1. Introduction:

Dans ce chapitre, nous allons tester l'efficacité de deux algorithmes de fusion basés sur l'évolution, FA et GA, pour améliorer la précision et la fiabilité d'un système biométrique multimodal qui combine les scores biométriques des visages et des voix dans les modes de vérification et de reconnaissance.

Ce chapitre est divisé en deux sections principales. Dans la première section, nous décrirons les ensembles de données utilisés dans nos expériences et discuterons des étapes critiques qui suivent la mise en œuvre de chacune des deux stratégies.

Les performances de ces stratégies de fusion seront évaluées et comparées dans la deuxième section en utilisant le taux d'erreur égal (EER) et trois données de qualité différente, à savoir un état propre, un état varié et des données dégradées. Au préalable, les scores de fusion doivent être mis dans le même intervalle en utilisant la procédure de normalisation Min-Max.

IV.2. Implémentation et réalisation :

Cette section donne un aperçu de certaines bases de scores biométriques (benchmarks) qui sont utilisées pour évaluer les performances et comparer les systèmes biométriques. Ensuite, nous passerons en revue les différentes étapes nécessaires pour mettre en place et évaluer chacune des techniques de fusion étudiées dans notre système de fusion biométrique multimodale.

IV.2.1. Base de données biométrique multimodales :

Il existe plusieurs bases de données biométriques multimodales (Benchmarks) disponibles dans la littérature pour évaluer les systèmes biométriques multimodaux, notamment :

1. La base XM2VTS:

XM2VTS est une source de données multimodale accessible au public qui a été créée spécifiquement pour évaluer l'exécution des approches de vérification d'identité biométrique. Elle contient 8 photos de 295 personnes, une pour chacun de

leurs visages. Les sujets ont été enregistrés sur une période de cinq mois au cours de quatre sessions distinctes.

La technique expérimentale classique de division de base de données divise la base de données en 200 clients et 95 imposteurs [33].

2. La base TIMIT:

TIMIT est un corpus de discours transcrit phonologiquement et lexicalement par des anglophones américains de sexe et de dialectes différents. Chaque élément de transcription était limité dans le temps.

TIMIT a été créé pour améliorer les connaissances acoustiques-phonologiques et les systèmes de reconnaissance automatique de la parole [34].

3. LA base BANKA:

La base de données BANCA [35] est une grande base de données multimodale, réaliste et complexe, qui est utilisée pour entraîner et tester les systèmes de vérification multimodale. La base de données BANCA a été traduite en quatre langues européennes et en deux modes différents (visage et voix). Des microphones et des caméras de différents niveaux de qualité ont été utilisés pour l'enregistrement. Trois paramètres alternatifs ont été utilisés pour enregistrer les sujets : régulé, dégradé et non contrôlé.En l'espace de trois mois, j'ai participé à 12 sessions différentes, bonnes ou désagréables. Il y a aussi une technique d'évaluation BANCA pour l'accompagner [36].

IV.2.2. Le langage de programmation utilisé :

Pour mettre en œuvre les stratégies de normalisation étudiées, les chercheurs ont utilisé MATLAB (MATrix LABoratory), qui est un langage de calcul scientifique de haut niveau et un environnement interactif pour le développement d'applications, la visualisation et l'analyse de données et le calcul numérique.

Le langage de programmation MATLAB fournit au développeur les opérations vectorielles et matricielles essentielles pour les problèmes d'ingénierie et scientifiques, permettant un développement et une exécution rapides. Nous pouvons programmer et tester des algorithmes plus rapidement avec MATLAB qu'avec les langages de programmation traditionnels.

Chapitre IV

Résultats expérimentaux

Parce que les tâches de programmation de niveau inférieur, telles que la déclaration des variables, la spécification des types de données et l'allocation de mémoire, ne sont pas nécessaires.

Dans MATLAB, les IHM (interfaces homme-machine) sont appelées GUI (Graphical User Interfaces). Elles permettent de créer des objets graphiques (boutons, menus, boîtiers de couchage, etc.). d'interagir avec un programme informatique [37].

IV.2.3.L'interface principale de notre prototype :

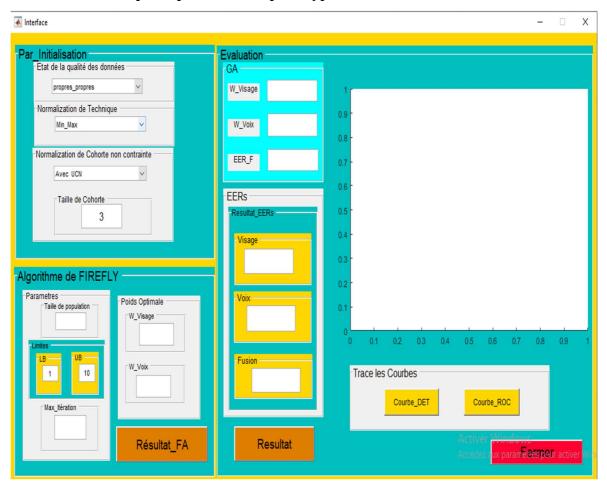


Figure IV. 1: Interface générale

IV.2.4.Le processus de fusion est le suivant :

Notre système de fusion comprend deux phases clés : le développement (apprentissage) et le test. Nous devons choisir la condition des données et les procédures de normalisation avant de commencer l'opération de fusion.

1. Sélection de la condition des données :

Les performances de chaque technique de fusion sont testées dans nos études dans trois situations de données différentes, à savoir propres, sales et contaminées. un large éventail de données qui ont été détériorées Les scores pour les photos de visages propres sont combinés avec les scores pour les énoncés propres ou dégradés pour créer le premier et le deuxième ensemble de données, respectivement.Le troisième est basé sur des photos de visages dégradés et des énoncés dégradés qui sont notés. Avant toute chose. Il faut choisir l'une des caractéristiques de données suivantes :

Données propres :

Les bases de données XM2VTS (images de visage propres) et TIMIT (énoncés propres) ont été utilisées pour extraire les scores des modalités visage et voix. Au total, 140 tests de clients et 19460 (soit 140 x [140-1]) tests d'imposteurs ont été utilisés dans la phase de développement à l'aide de ces ensembles de données biométriques. 140 clients et 19460 imposteurs ont été utilisés respectivement dans la phase de test de l'enquête sur les performances des systèmes de fusion concernés.

Données variées (propres dégradés):,

les ensembles de scores pour les modalités visage et voix proviennent respectivement des bases de données XM2VTS (photos propres) et de la tâche de détection d'un locuteur de la NIST Speaker Recognition Evaluation 2003 (parole dégradée). Ces ensembles de données seront utilisés. Il y a eu au total 140 tests de clients et 19460 tests globaux (c'est-à-dire 140 x [140-1]). Pour la phase de développement, des tests d'imposteurs sont utilisés. 140 clients et 19460 imposteurs ont été employés dans la phase de test pour étudier les performances des techniques de fusion utilisées.

Les données qui ont été dégradées :

Les jeux de données utilisés dans cette étude pour les modalités visage et voix proviennent respectivement des bases de données BANCA et NIST Speaker Recognition Evaluation 2003. Un total de 26 participants ont été employés dans les tests utilisant ces ensembles de données biométriques. Les scores de reconnaissance des visages sont calculés à partir de photos acquises au cours de quatre sessions et Deux types de distorsion ont un impact [38]. Un jeu de données de scores de développement est créé pour les expériences sur la base de ces données et des données de scores pertinentes du NIST. Il y a 104 tests de clients et 2600 tests d'imposteurs (c'est-à-dire 4 x (26 x (26-1)). Afin d'étudier les performances des techniques proposées, 104 et 2600 tests de clients et de non-clients ont été utilisés, respectivement.

2. Choix d'une technique de normalisation :

Les scores de développement et de test doivent être mis en correspondance dans l'intervalle [0, 1], et les scores sont soumis à la procédure de normalisation Min-Max à cette fin. Après la phase de normalisation, la fusion est effectuée en soumettant ou non les scores normalisés à la méthode UCN. Lors de l'utilisation de la méthode UCN, la taille de la cohorte doit être déterminée à l'avance, trois valeurs différentes étant requises : 1, 2 ou 3.

3. Le stade de développement :

Les scores de développement sont utilisés pour calculer ou régler les paramètres appropriés pour la procédure de fusion à cette étape (Algorithme FIREFLY). Ces paramètres sont ensuite sauvegardés pour être utilisés tout au long de la phase de test. Dans nos expérimentations, nous avons implémenté un algorithme FIREFLY qui est détaillé dans le chapitre précédent.

4. La phase de vérification et de test :

Les pondérations optimales (pondérations faciales et audio) obtenues dans la phase de développement seront utilisées pour exécuter le schéma de fusion à pondération optimale à ce stade afin de tester et d'évaluer les performances et la précision de la FA en tant que technologie de fusion au niveau des résultats.

Les GA scores développés tout au long du développement seront utilisés pour catégoriser les résultats des tests standardisés.

Les résultats obtenus en termes de EER, DET et ROC seront présentés dans cette étape de validation pour évaluer la performance et la précision de chaque technique de fusion développée dans cette étude pilote.

Les principaux processus suivis pour évaluer et comparer empiriquement les performances et la fiabilité de technique de fusion biométrique utilisée dans cette étude sont représentés dans l'organigramme ci-dessous :

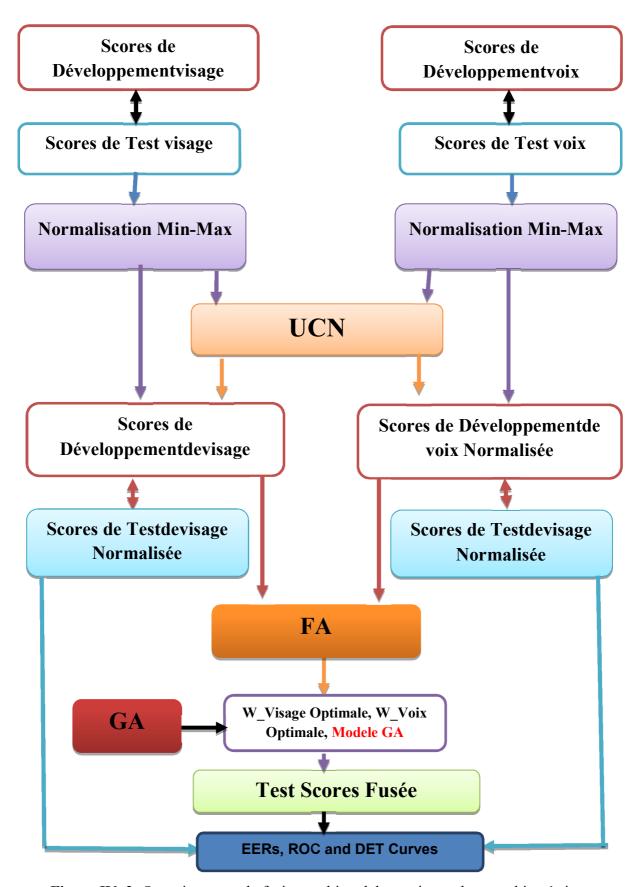


Figure IV. 2: Organigramme de fusion multimodale au niveau du score biométrique

IV.2.5. Résultat de l'étude:

Dans cette section, les performances de chaque technique impliquée seront discutées et comparées à l'aide d'un critère d'évaluation des performances biométriques couramment utilisé et présenté au chapitre deux.

Nous utiliserons le taux d'erreur égal (EER), plus l'EER est faible, meilleures sont les performances du système. Pour représenter, visualiser et comparer directement les performances de toutes les techniques de fusion impliquées, deux courbes de performance seront utilisées, à savoir la courbe DET et la courbe ROC.

IV.2.5.1. Fusion de données propres:

L'objectif des expériences de cette section est de voir comment les deux techniques de fusion basées sur l'évolution (GA et FA) se comportent par rapport aux trois autres schémas de fusion (SVM, BFS) en termes d'amélioration de la précision et de la fiabilité de la fusion biométrique multimodale lorsque les ensembles de scores biométriques sont obtenus dans des conditions de données « propres,propres »

Le **Tableau IV.1**présente les taux d'erreur égaux (EER) pour les essais de vérification utilisant les deux scores biométriques indépendants (visage et voix) et leur fusion à l'aide des différentes stratégies de fusion indiquées ci-dessus. Les scores ont été mis dans la même plage avant d'être combinés ([0, 1]). Ensuite, chaque approche de fusion a été réalisée avec et sans exposition des scores au processus de normalisation UCN.

Méthode	Visage	Voix				
EER (%)	(XM2VTS)	(TIMIT)	FA	GA	SVM	BFS
Sans UCN	3.57	2.55	0.03	0.06	2.09	0.05
Avec	1.43	0.00	0.00	0.00	0.30	0.00
UCN	1.43	0.00	0.00			

Tableau IV. 1: Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de données propres.

En comparant les résultats dans le tableau ci-dessus, on peut voir que l'utilisation de la technique FA pour combiner les scores a entraîné une amélioration significative et une

réduction significative de l'erreur de validation (EER). Il est également intéressant de noter que la fusion EER obtenue par le meilleur système monomode (voix avec une EER de 2,55% et visage avec une EER de 3,57%) est inférieure à celle obtenue par les systèmes biométriques multi modes (SVM, BFS, GA et FA). Cela démontre que la FA est une stratégie efficace pour inciter les gens à prendre de meilleures décisions.

Il est également intéressant de noter que l'application de la procédure de normalisation UCN à vos propres données est efficace même si vous n'avez pas d'effet de contraste. L'UCN a permis de réduire le taux d'efficacité énergétique (EER) des systèmes monomodes et du système multimédia qui en résulte. Pour la méthode audio, le taux d'efficacité énergétique (EER) a été réduit à zéro, et il a été considérablement réduit pour le système multimédia.

L'efficacité de l'UCN dans le cas des données personnelles est due à sa capacité à distinguer les clients authentiques des dizaines de fraudeurs, et elle fonctionne bien avec la méthode vocale.

Les courbes DET et ROC sont représentées dans les figures IV.3.4.5.respectivement, comparant et contrastant les systèmes monomodaux (vision et voix) avec les systèmes multimodaux, ainsi que la technique de fusion utilisée dans le cas des données autogénérées, avec et sans l'utilisation de dizaines de procédures de normalisation UCN.

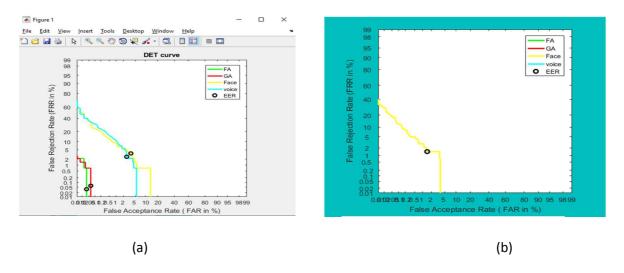


Figure IV. 3 : Les courbes DET pour la fusion de données propres sans (a)/avec UCN (b) Dans les courbes DET présentées à la **Figure IV.3**, on peut voir que, pour obtenir un faible taux d'erreur, l'objectif principal de la fusion biométrique est de rapprocher la courbe du point d'origine (0, 0) ; par conséquent, plus la courbe est proche de ce point, plus le système

Chapitre IV

Résultats expérimentaux

biométrique est fiable. Le point idéal des courbes ROC présentées à la **Figure IV.4** se situe dans le coin supérieur gauche de la courbe.

Selon ces courbes, il est clair que le système biométrique monomodal soit toujours moins performant que leur équivalent multimodal. On peut voir que la technique de fusion FA donne une meilleure performance par rapport L'algorithme Génétique.

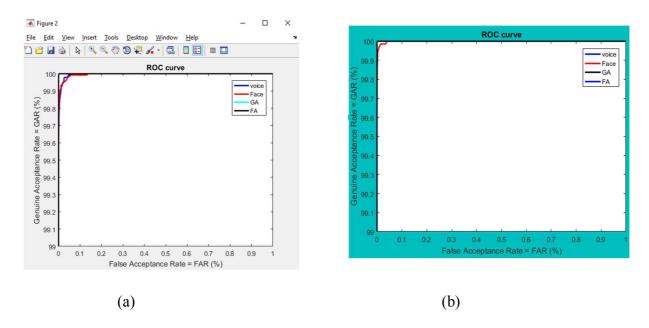


Figure IV. 4 : Les courbes ROC pour la fusion de données propres sans (a)/avec UCN(b)

IV.2.5.2. Fusion de données variées:

Le tableau VI.2présente les taux d'erreur égaux (EER) pour les essais de vérification utilisant les deux scores biométriques indépendants (visage et voix) ,sont obtenus dans des conditions de donnéesvariées « propres ,dégradées » . Et leur fusion à l'aide des différentes stratégies de fusion indiquées ci-dessus :

Chapitre IV

Résultats expérimentaux

Méthode	Visage	Voix				
EER (%)	(XM2VTS)	(NIST)	FA	GA	SVM	BFS
Sans UCN	3.57	31.43	2.85	3.39	2.91	3.05
Avec UCN	1.43	10.71	0.71	0.71	0.85	1.43

Tableau IV. 2: Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de données propres, dégradées.

L'EER obtenu pour le système facial monomodal est identique à celui obtenu dans l'expérience précédente, mais l'EER obtenu pour le système vocal monomodal est augmenté (EER égal à 31,43 pour cent) en raison de l'utilisation de scores vocaux dégradés. En outre, nous avons constaté que la combinaison des scores à l'aide de la méthode FA améliore considérablement les performances du système biométrique multimodal. Cela peut s'expliquer par le fait que le système biométrique qui en résulte améliore l'EER, et par conséquent, la fusion des systèmes multimodaux peut être utilisée pour fournir des informations supplémentaires. Dans ce cas, les données vocales dégradées sont complétées par les données du propre visage de l'utilisateur.

Les **Figure IV.5.6.7.8** montrent les courbes DET et ROC, respectivement, visualisant et comparant les systèmes monomodaux (vision et voix) aux systèmes multimodaux, ainsi que la technique de fusion utilisée dans le cas de données mixtes, avec et sans les scores soumis à la procédure de normalisation.

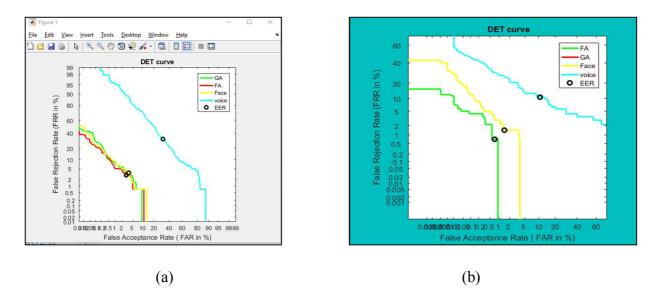


Figure IV. 5: Les courbes DET sans UCN (a) et Les courbes DET avec UCN (b) « données variées »

La Figure 4.6 et Figure 4.7 montrent clairement que le système biométrique multimodal donne toujours le taux EER plus performantpar rapport aux autres systèmes monomodaux.

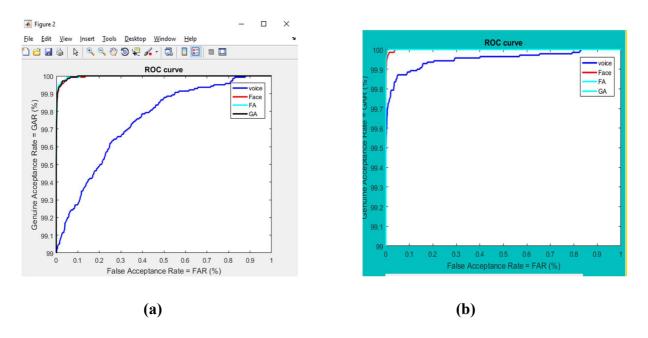


Figure IV. 6 Les courbes ROC sans UCN (a) et Les courbes ROC avec UCN (b) « données variées »

IV.2.5.3. Fusion de données dégradées :

Le tableau VI.3 présente les taux d'erreur égaux (EER) pour les essais de vérification utilisant les deux scores biométriques indépendants (visage et voix) ,sont obtenus dans des

Chapitre IV

Résultats expérimentaux

conditions de données dégradées . et leur fusion à l'aide des différentes stratégies de fusion indiquées ci-dessus :

Méthode	Visage	Voix				
EER (%)	(BANCA)	(NIST)	FA	GA	SVM	BFS
Sans UCN	45.19	2692	<mark>26.84</mark>	26.92	48.00	27.19
Avec UCN	43.27	23.92	22.11	22.53	47.03	23.85

Tableau IV. 3: Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de donnéesdégradées.

Du tableau IV.3 sans soumettre les scores au processus d'UCN, la technique de fusion SVM a comme conséquence un EER inattendu (EER égal à 48.00), qui n'est pas meilleure que ceux des systèmes monomodaux (visage et voix), . Et aussi pour la technique de fusion FA un EER (EER égal à 26.84%),il augmente considérablement par rapport aux résultats précédent, a cause de la dégradation de données où les scores des deux modalités sont très entrelacés. L'EER obtenu pour le système monomodal de la voix est plus satisfaisant que ce du système multimodale dans ce cas Par contre,

D'ailleurs, nous nous remarquons qu'après la soumission des scores au processus d'UCN, on obtient des améliorations considérables sur les performances du système biométrique multimodale, et ceci peut être expliqué par l'efficacité du mécanisme d'UCN, où il peut supprimer les scores des imposteurs de ceux des clients correspondant. Donc, l'utilisation d'UCN sur des données dégradées est rentable.

Nous allons expliquer le plus de résultats dans les courbes DETs ,ROCs suivantes :la Figure IV.7 et la Figure IV.8 montrent les courbes DET et ROC, respectivement, montrant et comparant les systèmes monomodaux (visage et voix) et multimodaux, ainsi quel les technique de fusion utilisée (FA et GA)dans le cas de données données dégradées, avec et sans utilisation de la procédure de normalisation UCN

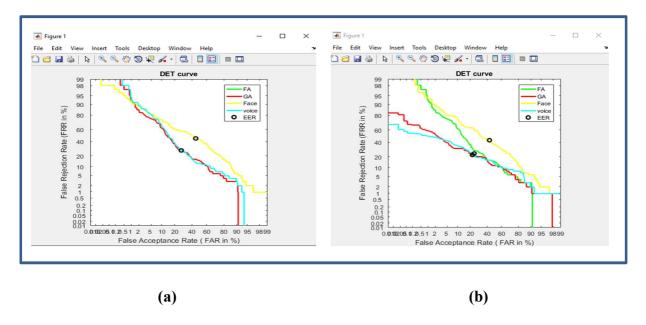


Figure IV. 7 7 Les courbes DET

- (a) Les courbes DET pour différentes techniques de fusion pour données dégradéessans UCN.
- (b) Les courbes DET pour différentes techniques de fusion pour données dégradées avec UCN.

Les courbes de DET et de ROC sur lafigure IV.7et la figure IV.8respectivement soulignent le rôle d'UCN en augmentant la robustesse des systèmes biométriques.

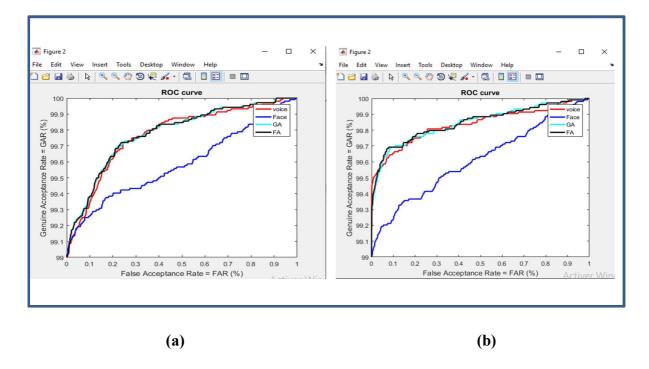


Figure IV. 8 Les courbes ROC

- (a) Les courbes ROC pour différentes techniques de fusion pour données dégradées sans UCN.
- (b) Les courbes ROC pour différentes techniques de fusion pour données dégradées avec UCN.

IV.3. Conclusion:

Les résultats des tests démontrent non seulement la nécessité de la fusion biométrique , mais aussi la robustesse et l'efficacité du nouveau système qui en résulte (système biométrique multimodal) dans des situations où les systèmes unimodaux ont donné de mauvais résultats.

Conclusion générale

Conclusion générale

Pour améliorer les performances et surmonter les limites des systèmes biométriques unimodaux, les systèmes biométriques multimodaux intègrent diverses sources d'information provenant de caractéristiques biométriques distinctes. Dans le système multimodal, différents niveaux de fusion et scénarios sont disponibles.

il est cependant rapporté dans la littérature que les stratégies de fusion fonctionnent mieux à l'adaptation marquer niveau.

L'algorithme des Lucioles (FA) ont été présentés dans cette thèse comme algorithme évolutif permettant de combiner les données des modalités visage et voix. Les scores ont été mis dans la même fourchette avant d'être combinés à l'aide de la procédure de normalisation Min-Max bien connue.

Cette thèse s'intéresse également à l'impact de la variance des données sur les performances de vérification des systèmes biométriques. Ces disparités se reflètent dans les scores biométriques. Par conséquent, dans cette thèse, l'UCN a été présenté comme une technique de normalisation pour réduire les effets de l'altération des données dans la fusion multimodale.

Le but du FA est donc de trouver un séparateur optimal qui minimise l'erreur de classification sur la base d'apprentissage, mais qui sera également performante en généralisation sur la base de test.

notre application est constituée de deux différentes phase :

La première étape , qui nous permet de régler les différents paramètres spécifiques à l'apprentissage tel que les paramètres de la méthode FA , la technique de normalisation (Min-Max, UCN). selon la nature de données :

- 1- Données propre de dégradation (visage et voix sont claires),
- 2- Données variée (l'une propre et l'autre bruité),
- 3- Données dégradés (visage et voix sont bruités).

Pour cela, nous avons utilisé les bases de données de scores multimodaux accessibles au public XM2VTS, TIMIT, NIST et BANCA pour évaluer notre approche.

Conclusion générale

La deuxième étape, qui offre la possibilité de charger des bases de données et d'évaluer et comparer notre système en termes d'ERA, ainsi que les courbes DET et ROC. A l'aide des résultats de l'algorithme GA

Les résultats de ce travail montrent que la méthode de fusion utilisée (FA), est une méthode robuste et efficace où le taux d'égalité résultant (ERR de fusion) est optimisé par rapport aux EER des autres modalités (GA, SVM,BFS).

Les Perspectives :

- 1. Pour éviter que ces activités d'identification et de vérification ne soient de simples simulations, ce travail peut être étendu en combinant des dispositifs d'acquisition d'images et de parole.
- 2. L'utilisation de plusieurs modalités, comme le visage, la voix et l'iris, plutôt que deux seulement.
- 3. Mettre ces approches de fusion à l'épreuve sur une base de données réelle.

Référence:

- [1] A. Chaari, "Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée", Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne, 2009.
- [2] Larousse, Dictionnaire De La Langue Française, Edition Larousse/VUEF, Paris, France, 2002.
- [3] Le Petit Robert, Dictionnaire De La Langue Française, Edition Les Dictionnaires Le Robert, Paris, France, 1987.
- [4] GlobalSecurity.org, Biometries, http://www.globalsecurity.org/security/systems/biometrics.htm. (Consulté le 22/05/2013).
- [5] European Commission -Directorate-General -Joint Research Centre, Faet sheet on biometries,
- [6] A.K. Jain, R. Bolle and S. Pankanti, *BIOMETRICS: Personal Identification in Networked society*, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [7] A.K. Jain, P. Flynn, A. Ross, *Handbook of Biometrics*, Springer, New York, USA, 2008.
- [8] A. K. Jain, A. Ross and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition". IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, pp. 4–20, Jan 2004.
- [9] J. L. Wayman, "Fundamentals of Biometric Authentication Technologies", International Journal of Image and Graphics, Vol. 1, No. 1, pp. 93-113, 2001.
- [10] SOUHILA GUERFI ABABSA « Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D » .Mémoire de Doctorat, UNIVERSITE D'EVRY VAL D'ESSONNE, 2008.
- [11] Mehammed DEMRI « Biometric Fusion Using Evolutionary Techniques», Mémoire de Magistère , Université Abou Bkr Belkaid, Tlemcen ,2012
- [12] Nicolas MORIZET « Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris ». Mémoire de Doctorat. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications ,2009.
- [13] R. Adjoudj, "Authentification Automatique par Identification & Reconnaissance dans un Système de Haute Sécurité", Thèse de doctorat, université Djilali LIABES de Sidi Bel Abbes, 2006.
- [14] AKROUF Samir « Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur » .Thèse de Doctorat, UNIVERSITE FERHAT ABBAS-SETIF, 2011.

- [15] L. Allano, La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles, PhD thesis, Institut National des Télécommunications, 2009.
- [16] Mr HADJAR Ahmed, « Identification des individus par la biométrie multimodale», Mémoire de Magistère, UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE D'ORAN MOHAMED BOUDIAF, 2014.
- [17] DJILI Abdellah -MAHDADI Djamel Eddine, «Reconnaissance de personnes utilisant la multi-représentation de l'iris», Mémoire de Mémoire Master Academique, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2016.
- [18] C. Sanderson and K. K. Paliwal. Information Fusion and Person Verification Using Speech and Face Information. Technical Report IDIAP-RR 02-33. IDIAP, September 2002.
- [19] S. Lyengar, L. Prasad et H. Min, "Advances in Distributed Sensor Technology", 1995
- [20] M. ARIF, "Fusion de Données : Ultime Etape de Reconnaissance de Formes, Applications à l'Identification et à l'Authentification", Thèse de doctorat, Université François Rabelais Tours, 2005.
- [21] J. Daugman, "Combining Multiple Biometrics", 1998. Available at http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/combine/combine.html.
- [22] Wei Jia, Bin Ling, Kwok-Wing Chau, Laurent Heutte, Palmprint identification using restricted fusion, Applied Mathematics and Computation, 2008 Elsevier.
- [23] . H.K.F. Stanger, J.E. Lloyd., D.M. Hillis, "Phylogeny of North American fireflies (Coleoptera: Lampyridae)", Vol. 45, Issue 1, 2007, pp. 33–49.

- [24] . Romana CAPOR-HROSIK, Adis ALIHODZIC, Milan TUBA, Mirjana VUKOVIC, Milenko PIKULA, "Firefly Algorithm for Constrained Optimization Problems". ISBN: 978-960-474-330-8.
- [25] Ali Saoucha, N, K. Ghanem, and B. Benmammar. "On applying firefly algorithm for cognitive radio networks." Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT), 2014 IEEE 21st Symposium on. IEEE, 2014.
- [26] Xin-She Yang, "Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms", 2nd Edition Copyright © 2010 Luniver Press.
- [27]. Xin-She Yang Department of Engineering, University of Cambridge, Trumpington Street, Cambridge CB2 1PZ, UK "Firefly Algorithms for Multimodal Optimization" 2010, pp. 4–6.
- [28]. Romana CAPOR-HROSIK, Adis ALIHODZIC, Milan TUBA, Mirjana VUKOVIC,

Milenko PIKULA, "Firefly Algorithm for Constrained Optimization Problems". ISBN: 978-960-474-330-8.

[29]. Romana CAPOR-HROSIK, Adis ALIHODZIC, Milan TUBA, Mirjana VUKOVIC,

Milenko PIKULA, "Firefly Algorithm for Constrained Optimization Problems". ISBN: 978-960-474-330-8.

- [30] Hollande, J.H., "Adaptation in Natural and Artificial Systems". University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, 1975.
- [31] G. Balmisse, "Les algorithmes génétiques". Septembre 2002.
- [32] X.-S. Yang, Nature-inspired Metaheuristic algorithms, united kingdom: luniver press, 2010.
- [33] Łukasik, Szymon, and Sławomir Żak. "Firefly algorithm for continuous constrained optimization tasks." International Conference on Computational Collective Intelligence. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [33] M. Faundez-Zanuy, J. Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia, and J. Gonzalez-Rodriguez,

Multimodal Biometric Databases: An Overview, IEEE Aerospace and Electronic

Systems Magazine, Volume 21, Issue 8 Pages: 29 – 37, Aug. 2006.

- [34] R. Cappelli, D. Maio and D. Maltoni, *Combining Fingerprint Classifiers*, in Proceedings of the First International Workshop on Multiple Classifier Systems, pp.351-361, June 2000.
- [35] E. Bailly-Bailliére et al., *The BANCA Database and Evaluation Protocol*, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2688, 2003, pp. 625-638.
- [36] M. Faundez-Zanuy, J. Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia, and J. Gonzalez-Rodriguez, *Multimodal Biometric Databases: An Overview*, IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, Volume 21, Issue 8 Pages: 29 37, Aug. 2006.
- [37] M. Elhaddad M. Benamar, *Conception et réalisation d'une plateforme biométrique multimodale basée sur la fusion en scores*, Engineering thesis, INI, Alegria, Septembre 2008.
- [38] NIST image group's Biometric Scores Set, September, 2004, http://www.nist.gov/itl/iad/ig/biometricscores.cfm, accessed Oct. 24, 2012.