

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Électronique

Option : Électronique Télécommunication

Réf:.....

Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:

**MASTER**

*Thème*

**OPTIMISATION DE SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE  
VISAGE 3D A BASE DE PSO**

Présenté par :  
**KHAMLA Lakhdar Mahdi**  
Soutenu le : 06 juin 2013

Devant le jury composé de :

Mme A.BARKAT

MAA

Président

Mme M.BELAHCENE

MCB

Encadreur

Mlle M.FEDIAS

MCB

Examinateur

**Année universitaire : 2012 / 2013**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Électronique  
Option : Électronique Télécommunication

Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:

**MASTER**

*Thème*

**OPTIMISATION DE SYSTEME RECONNAISSANCE DE  
VISAGE 3D A BASE DE PSO**

**Présenté par :**

*KHAMLA Lakhdar Mahdi*

**Avis favorable de l'encadreur :**

*M.BELAHCENE*

*signature*

**Avis favorable du Président du Jury**

*FEDIAS. M*

*Signature*

**Cachet et signature**



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Électronique  
Option : Électronique Télécommunication

## *Thème :*

### Modélisation Analytique De L'efficacité De collection De Charge D'un Détecteur De Particule Au Silicium

**Proposé par :** KHAMLA Lakhdar Mahdi

**Dirigée par :** M.BELAHCENE

### **RESUMES (Français et Arabe)**

Notre objectif est d'explorer les techniques de reconnaissance faciale 2D, 3D et en présence d'expression et aussi l'optimisation du SRV3D. Ce qui nous a guidés dans notre sélection des techniques utilisées dans la conception de notre système de reconnaissance 3D du visage. Notre approche est basée sur l'algorithme d'optimisation par essaim de particule afin d'améliorer les performances système. Celui-ci est basé sur l'étape consistant à extraire des informations pertinentes de la face par la méthode améliorée de Fisher pour l'analyse linéaire discriminante de données de grande (EFM). Ces paramètres caractéristiques sont ensuite soumis au classifieur connu pour son efficacité le SVM (Support Vector Machine). Dans ce travail de mémoire nous utilisons une méthode optimale pour l'optimisation de système de reconnaissance du visage 3D à base de PSO « Optimisation par Essaim de Particules » ou « OEP ». Cet algorithme nous permet d'atteindre les meilleurs candidats pour améliorer le taux de réussite. Le PSO est un modèle de calcul basé sur l'idée d'un comportement coopératif est inspiré par le comportement social des volées d'oiseaux ou de poissons. C'est une méthode très simple basée sur le calcul d'équations mathématiques connues tel que la vitesse, la position, l'inertie, la distance, la mesure d'erreur et la fonction de fitness (taux d'égale erreur TEE). Dont, la vitesse et la position sont les calculs fondamentaux dans cette méthode. Tout notre travail est réalisé en 3D et 3D sur Casia 3D BDD V4.

#### **Mots clés :**

Optimisation, SRV, PSO, EFM, ACP, SVM et Classification

هدفنا هو استكشاف تقنيات التعرف على الوجه 2D، 3D وبحضور التعبير، وكذلك تحسين من SRV 3D. الذي هدانا في اختيارنا من التقنيات المستخدمة في تصميم نظامنا التعرف على الوجه 3D. ويستند نهجنا على التحسين خوارزمية سرب الجسيمات لتحسين أداء النظام. ويستند هذا على خطوة من استخراج المعلومات ذات الصلة من وجه من خلال طريقة محسنة من فيشر (rehsiF) تحليل التمايز الخطي من البيانات (MFE). ثم اتخاذ هذه السمة المعلمات إلى المصنف والمعروف عن فوائده على MSV (آلة المتجهات الاعتمادية). في هذه الذاكرة التي تستخدم فيها وسيلة مثلى لتحسين نظام التعرف على الوجه 3D على أساس "PSO" سرب الجسيمات الأمثل أو "OEP". هذه الخوارزمية تتيح لنا تحقيق أفضل المرشحين لتحسين معدل النجاح. "PSO" هو مستوحى من النموذج الحسابي على أساس فكرة السلوك التعاوني من خلال السلوك الاجتماعي للأسراب من الطيور أو الأسماك. هي طريقة بسيطة جدا تعتمد على حساب المعادلات الرياضية المعروفة باسم السرعة، والموقع، والجمود، وبعد المسافة، والقياس الخطأ وظيفية fitness (معدل خطأ متساوي EET). بما في ذلك السرعة والموقع هي العمليات الحسابية الأساسية في هذا الأسلوب. ويتم كل عملنا بي 3D و 3D في كاسيا (Casia) V4 BDD.

## Remerciements

Je tiens avant tout à remercier Madame **BELAHCENE** Mébarka qui m'a proposée ce sujet et sans laquelle je ne serais sûrement pas arrivé là ; certaines idées sont nées de conversations que nous avons eues ensemble. Sa rigueur, ses compétences techniques et sa grande pédagogie sont un exemple. Je la remercie également pour son temps et son investissement dans tous les aspects de mon travail et de ma rédaction.

Je tiens à remercier tout particulièrement ma famille et mes amis.

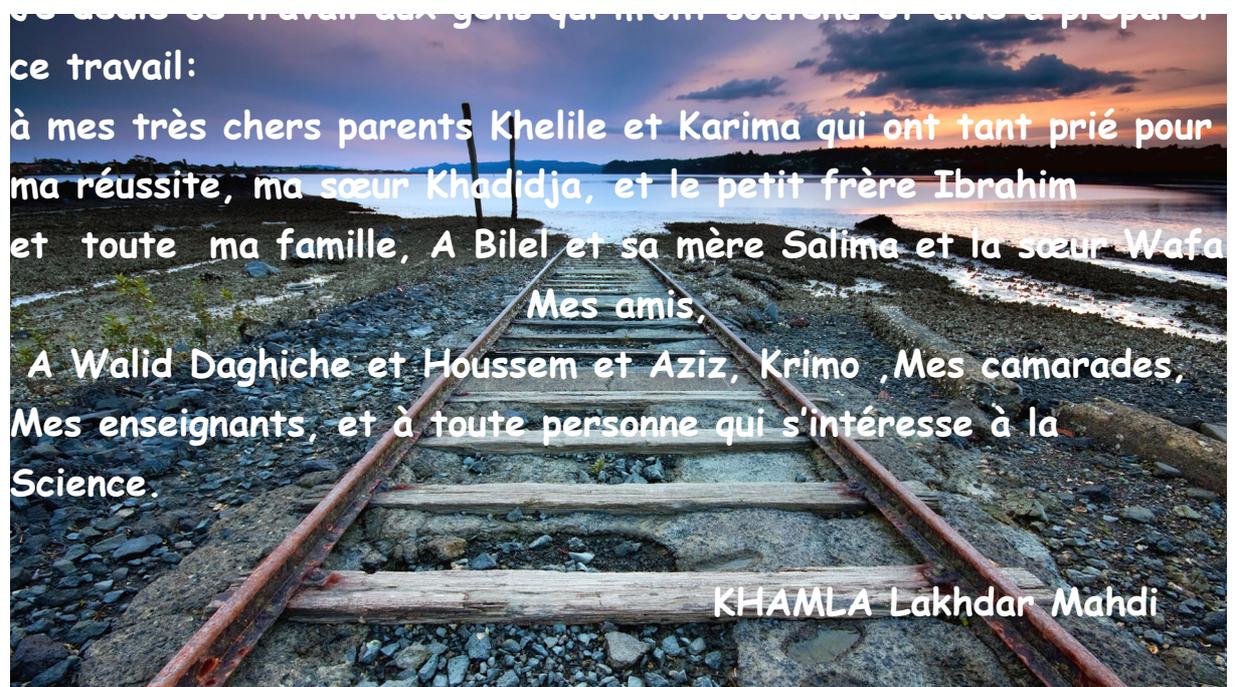
**Mon père** qui a toujours su être là dans tous les moments, les bons comme les difficiles ; son soutien et sa générosité constante ont été fondamentaux, sa droiture et sa conduite ont toujours été un modèle pour moi.

**Ma mère** qui a toujours su m'écouter; sa douceur, sa tendresse et sa volonté ont toujours mérité mon plus profond respect.

De manière générale, je remercie tous mes amis qui m'ont apporté un grand soutien et permis de passer de très bons moments de joie et de détente qui ont été nécessaires.

Je souhaite à présent adresser mes sincères remerciements à toutes les personnes avec qui j'ai eu la chance de travailler ou que j'ai eu l'honneur de côtoyer avant et pendant le déroulement de mon master.

# Dédicaces



# S O M M A I R E

## Chapitre 1 Reconnaissance de Visage 3D

1.1 Introduction.....	4
1.2 Identification et vérification de visage.....	4
1.2.1 Identification.....	5
1.2.2 Vérification.....	6
1.3 Systèmes de reconnaissance de visages.....	6
1.3.1 Processus de reconnaissance de visages.....	7
1.3.1.1 L'Acquisition de l'image.....	7
1.3.1.2 Détection de visage.....	7
1.3.1.3 Le prétraitement.....	8
1.3.1.4 L'extraction de paramètres.....	8
1.3.1.5 Classification.....	9
1.3.1.6 Phase d'apprentissage.....	9
1.3.1.7 La décision.....	10
1.3.2 Phase de reconnaissance.....	11
1.4. Approches existantes de reconnaissance de visages 2D.....	12
1.4.1 Approches globales.....	12
1.4.2 Approches locales.....	13
1.4.2.1 Méthodes basées sur les caractéristiques locales.....	13
1 Approches géométriques.....	14
2 Approches basées sur les graphes.....	14
1.4.2.2 Méthodes basées sur les apparences locales.....	15
1.4.3 Méthodes Hybrides.....	15
1.5 Les techniques 3D de reconnaissance faciale.....	16
2.5.1 Systèmes d'acquisition 3D.....	16

2.5.2 Approches modèle.....	17
2.5.3 Approches 3D .....	17
2.5.3.1 Approches surface.....	17
2.5.3.2 Approches holistiques 3D.....	18
2.5.3.3 Approche géométrique ou locale 3D.....	19
1.6. Évaluation d'un système biométrique.....	20
1.7. Conclusion .....	23

## **Chapitre 2 Etat de l'art des techniques de SRV à base de PSO**

2.1 Introduction.....	25
2.2 Etat de l'art des techniques de SRV à base de PS.....	25
2.3 Conclusion.....	40

## **Chapitre 3 Etude de l'approche SRV 3D à base de PSO**

3.1 Introduction.....	42
3.2 Présentation du SRV3D à base de PSO.....	43
3.2.1 Prétraitement.....	43
3.2.2 Extraction de paramètre.....	44
3.2.3 Le modèle discriminant linéaire amélioré de Fisher (Enhanced Fisher linear discriminant Model (EFM)).....	46
3.3 Classification.....	47
3.3.1 Classification par mesure de similarités.....	47
3.3.1.1 Comparaisons entre deux vecteurs.....	47
3.3.1.2 Comparaisons entre deux matrices.....	48
3.3.2 Classification par Machine à Vecteurs de Support (SVM).....	49
3.3.2.1 Principe de la technique SVM.....	50
3.4 Optimisation par Essaim de particules.....	53
3.4.1 Principe général.....	53
3.4.2 Formalisation.....	54

3.4.3 Notion de voisinage.....	56
3.4.4 Algorithme de PSO.....	57
3.5 Conclusion.....	61

## **Chapitre 4 Conception de l'optimisation de SRV3D & Résultats**

4.1 Introduction.....	63
4.2 Base de visages utilisée.....	63
4.3 Système de reconnaissance de visages 3D.....	65
4.4 Environnement de programmation.....	65
4.4.1 Outils pour le développement de notre algorithme.....	65
4.4.2 Implémentation de l'Approche SRV 3D.....	66
4.5 Prétraitement.....	68
4.6 Extraction de paramètres.....	68
4.6.1 L'analyse en composantes principales (PCA).....	68
4.6.2 Le modèle discriminant Linéaire amélioré de Fisher (EFM).....	69
4.6.3 L'optimisation de vecteur caractéristique.....	69
4.6 Classification.....	70
4.6.1 Classification par SVM.....	70
4.6.1.1 SVM (Apprentissage) .....	70
4.6.1.1 SVM (Vérification) .....	70
4.6.2 Classification par mesure de similarité.....	71
4.7 Résultats de notre approche d'optimisation .....	71
4.8 Conclusion.....	75

## *Liste d'abréviation*

---

**AAM:** Active Appearance Model (Modèles Actifs d'Apparence)  
**ACL :** Analyse des Caractéristiques Locales  
**ACP :** Analyse en Composantes Principales  
**BDD :** base des données  
**CASIA:** Institute of Automation Chinese Academy of Sciences Iris Image Database  
**EBGM :**Elastic Banch Graph Matching (Fr : Elastic Graph Matching Bunch)  
**EER:** Equal Error Rate  
**EFM :**Enhanced Fisher linear discriminant Model  
**EGM:** Elastic Graph Matching (Appariement de graphes élastique)  
**FA :** Fausse Acceptation (False Acceptance)  
**FR :** Faux Rejet (False Rejection)  
**FAR:** False acceptance Rate.  
**FRR:** False Rejection Rate  
**GMM:** Gaussian Mixture Models  
**HMM:** Hidden Markov Model (Modèle de Markov caché)  
**ICA :** Independent Component Analysis (Analyse en composantes indépendantes)  
**ICP :** Iterative Closest Point  
**KPCA :** kernel principal composant analysis  
**LDA:** Linear Discriminate Analysis(Analyse Discriminante Linéaire)  
**LFA :** Local Feature Analysis (Analyse de Caractéristique Locale)  
**LG-PCA :**Log Gabor PCA  
**NIST:** National Institut of Standards and Technology  
**PCA :** Principal Component Analysis  
**PSO :** Particle Swarm Optimization  
**SRV :**Système de Reconnaissance de Visage  
**SV:** Support Vector (vecteur de support)  
**SVM :** Support Vector Machines ( machine à vecteurs de support)  
**TER :** Total Error Rate  
**TR :** Taux de Reconnaissance  
**TFA :** Taux de fausse acceptation  
**TFR :** Taux de faux rejet

# Introduction générale

À l'heure actuelle, il est nécessaire d'avoir un système de sécurité pour chaque lieu important. Ces lieux désirent les systèmes, qui permettent d'identifier et d'authentifier les personnes qui veulent gagner l'entrée à eux. Système de reconnaissance faciale est un système qui permet d'identifier et d'authentifier les personnes à la fois fixes et séquence d'image. Il s'agit d'une demande populaire pour les places de sécurité tels que service de l'immigration, les banques, les aéroports, etc Le système de télévision en circuit fermé (CCTV) est généralement installé dans ces endroits afin de faire un compte rendu des événements. Ces images seront vérifiées pour chercher la personne concernée lorsqu'une situation anormale apparaît. Les activités importantes traitées sur ces images sont une indication et une identification de visage individuel. Recherche d'un visage dans l'ordre des images par l'homme prend normalement beaucoup de temps et de main-d'œuvre, ce qui provoque la diminution de la performance et de l'exactitude de l'authentification.

La reconnaissance faciale est une technique biométrique est largement utilisé dans divers domaines tels que la sécurité et le contrôle d'accès, la médecine légale et la police contrôles. Il s'agit de déterminer si l'image de le visage d'une personne donnée correspond à l'un des les images de visages stockées dans une base de données. Ce problème est difficile à résoudre automatiquement en raison des changements que divers facteurs, tels que l'expression du visage, le vieillissement et le même éclairage, peut provoquer sur l'image.

La reconnaissance faciale est une sorte d'identification et d'authentification, qui utilisent principalement la fonction global-face. Néanmoins, le taux de précision de la reconnaissance n'est pas encore assez élevé. Cette recherche vise à développer une méthode pour augmenter l'efficacité de la reconnaissance en utilisant la fonction global-face et particularité locale face avec 4 parties: l'œil gauche, œil droit, le nez et la bouche.

Dans la dernière décennie, il existe une variété de méthodes efficaces dans la reconnaissance faciale comme l'analyse de sous-espace, appariement de graphes élastique, analyse caractéristique locale, réseaux de neurones, formant luminosité plan de la courbe et ainsi de suite. Toutefois, la reconnaissance du visage est plutôt complexe et difficile à décrire en raison de l'influence des facteurs, l'angle, l'éclairage, l'expression, l'échelle, la rotation, manteau, coiffure. À l'heure actuelle, la majorité des travaux de recherche est toujours axé sur la reconnaissance conditionnelle limitée.

Dans des recherches antérieures, PCA est souvent adoptée. Mais l'algorithme d'appariement caractéristique basée sur la valeur de gris est capable d'être moins résistants aux perturbations, de sorte que la même image des angles différents pour un individu est souvent considéré comme l'un l'autre. Système de réseau neuronal est complexe et composé d'un grand nombre de cellules nerveuses simplement et largement interdépendants. Il peut atteindre un assez bon effet de classement et joue un rôle important dans la reconnaissance des formes.

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue. Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage du à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert.

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. Cette difficulté a été démontrée par des tests d'évaluation élaborés sur les bases FERET et FRVT. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation  $< 30^\circ$ ), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à  $30^\circ$ , la normalisation géométrique n'est plus possible.

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale. La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante

pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu. L'information temporelle fournit une connaissance additionnelle significative qui peut être utilisée pour résoudre ce problème.

Dans le cadre de notre travail nous nous sommes intéressé à l'étude du modèle « Optimisation par Essaim de Particules » abrégé « OEP », « PSO » en Anglais (Particle Swarm Optimisation). L'OEP utilisent les déplacements d'un essaim d'agents pour résoudre le problème de partitionnement. Les algorithmes OEP utilisent un ensemble de particules caractérisées par leur position et leur vitesse pour maximiser une fonction dans l'espace de recherche. Des relations sont définies entre les particules telles que le voisinage pour converger vers la solution correcte.

Dans le premier chapitre, nous mettons en revue les différentes méthodes de reconnaissance de visage bidimensionnelle et tridimensionnelle et nous essayons de présenter les différentes étapes du processus de reconnaissance.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons état de l'art des techniques de reconnaissance du visage 3D à base de PSO. Dans ce chapitre nous avons passé en revue les approches récentes d'optimisation de SRV 3D utilisant le PSO.

Le troisième chapitre contient l'étude théorique sur l'approche utilisée dans le processus d'extraction des caractéristiques du visage qui est utilisée ensuite pour la reconnaissance. Dans un premier temps, nous étudions successivement, les objectifs de notre système tout en donnant une description détaillée sur le système et nous présenterons les différentes étapes pour atteindre l'objectif fixé dans le cadre de notre projet.

Le quatrième chapitre nous avons présenté l'étude et la conception du système de reconnaissance 3D de visages, et les différentes étapes décrites dans les précédents chapitres. D'abord, nous présentons la base de données choisie et ensuite les résultats obtenus.

Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

# Chapitre 1

## Reconnaissance de Visage 3D

### 1.1 Introduction

La reconnaissance de visages est une biométrie qui, comparativement aux autres modalités biométriques, offre des avantages incontestables: facilité d'acquisition d'images, coopération des sujets non requise. Aujourd'hui la reconnaissance de visage a atteint un niveau de maturité qui la rend applicable dans de nombreuses applications. Cependant, malgré ces résultats récents, la fiabilité des systèmes de reconnaissance de visage doit encore être améliorée, notamment à l'égard de variations dues à l'expression du visage et au vieillissement. Actuellement cette technique est utilisée principalement pour des raisons sécuritaires lors des vols, d'identification et de contrôle d'accès. La comparaison se fait alors entre deux photos: l'une est extraite de l'enregistrement des caméras de surveillance, l'autre dite « image de référence ou image cible » correspondant au suspect, elle a été prise dans des conditions idéales et de bonne qualité. L'utilisation des techniques de reconnaissance faciale a connu un développement à grande échelle depuis le milieu des années 90, avec l'utilisation efficace de nouvelles technologies, notamment l'ordinateur et sa capacité de traitement d'images ce qui lui a donné des nouvelles applications, le contrôle de l'identité sous toutes ses formes.

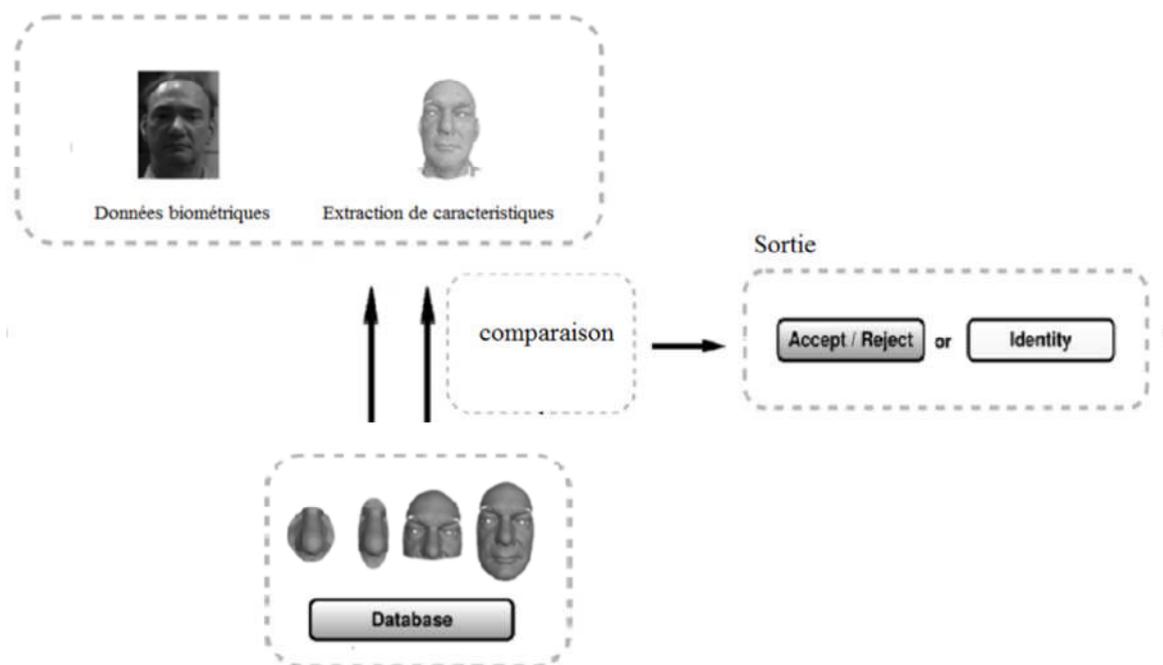
### 1.2 Identification et vérification de visage

La reconnaissance faciale est une tâche que les humains effectuent naturellement et sans effort dans leurs vies quotidiennes. La grande disponibilité d'ordinateurs puissants et peu onéreux ainsi que des systèmes informatiques embarqués ont suscité un énorme intérêt dans le traitement automatique des images et des vidéos numériques au sein de nombreuses applications, incluant l'identification biométrique, la surveillance, l'interaction homme-machine et la gestion de données multimédia.

Les systèmes de reconnaissance peuvent être divisés en deux types selon leur fonctionnalité :

### 1.2.1 Identification

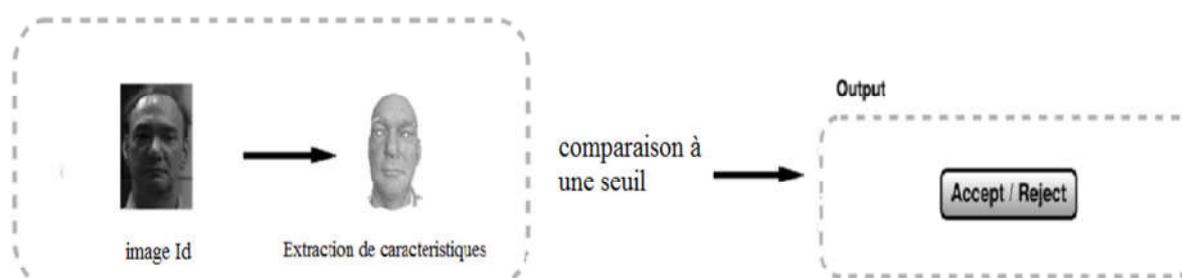
Ayant un flux d'image, ou une image qui contient un visage, l'identification est la reconnaissance à partir d'une base de données sans autre connaissance a priori de l'identité de la personne. Cette tâche donne lieu à une comparaison de type 1-to-N : on compare une image du flux avec les images enregistrées dans la base de donnée (**figure 1.1**). Une application est la reconnaissance de personnes "dangereuses" enregistrées dans une watch liste. Cette application est sujette à des contraintes de temps de calcul d'où l'enregistrement de caractéristique du visage au lieu de l'image entière. Aussi l'enregistrement d'une base de donnée de visage est conditionné, en France par l'autorisation de la CNIL (Commission Nationale Informatique et Liberté) qui cautionne la protection des données personnelles. Cette autorisation n'est donnée qu'en fonction du fort besoin de sécurité nécessité par l'application [1].



**Figure 1.1** Schéma d'identification du visage.

### 1.2.2 Vérification

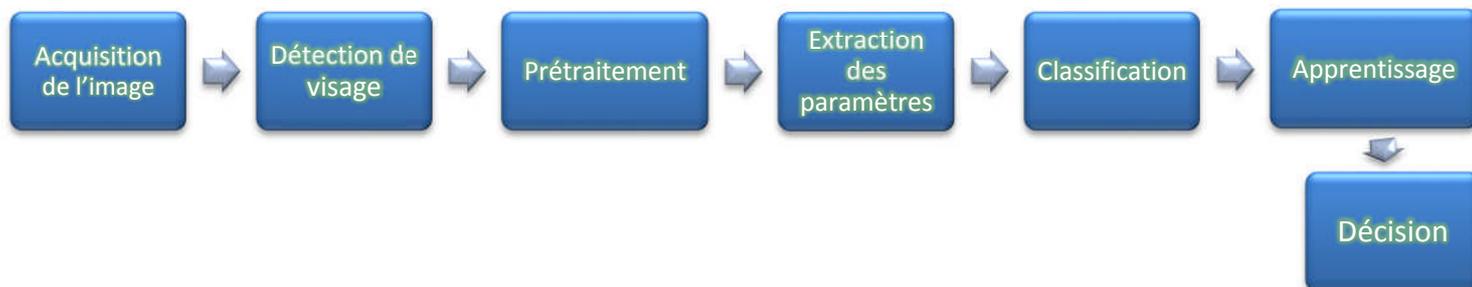
Ayant un flux d'image, ou une image qui contient un visage, la vérification est la reconnaissance à partir d'une image de référence enregistrée au préalable dans une puce ou un fichier. Cette vérification de l'identité revendiquée c'est à dire que la personne déclare au préalable son identité (**figure 1.2**). Cette tâche donne lieu à une comparaison 1-to-1. Une des applications est le contrôle ou vérification d'identité à l'entrée des Etats-Unis par exemple (f. le nouveau passeport biométrique). La référence biométrique peut alors être enregistrée dans une base donnée mais aussi sur une carte à puce détenue par la personne. Dans ce cas la CNIL émet un avis moins restrictif à l'utilisation de la biométrie. Ainsi on peut trouver des appareils électronique personnels utilisant la biométrie tels que les ordinateurs portable, les coffres forts, les téléphones etc. [1]



**Figure 1.2** Schéma de vérification du visage.

### 1.3 Systèmes de reconnaissance de visages

Dans un système de reconnaissance de visages depuis son acquisition, l'image suit un processus bien précis pour arriver à déterminer ou à vérifier l'identité du porteur de visage. Ce processus peut être présenté par le diagramme suivant:



**Figure 1.3 :** Processus d'un système de reconnaissance de visages.

### 1.3.1 Processus de reconnaissance de visages

#### 1.3.1.1 L'Acquisition de l'image

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra.

L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système [2].

#### 1.3.1.2 Détection de visage

L'efficacité des systèmes biométriques basés sur l'authentification de visage dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image. Dans la littérature scientifique, le problème de localisation de visages est aussi désigné par la terminologie "détection de visages". Plusieurs travaux de recherches ont été effectués dans ce domaine. Ils ont donné lieu au développement d'une multitude de techniques allant de la simple détection du visage, à la localisation précise des régions caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, les narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc. Cependant, les solutions proposées jusqu'à maintenant sont loin d'être satisfaisantes car elles fonctionnent uniquement dans des environnements contrôlés, et par conséquent elles ne gèrent pas la variabilité des conditions d'acquisition de la vie quotidienne, notamment :

- **La pose :** où les images d'un visage changent en fonction de l'orientation de ce dernier (frontal, 45 degrés, profil).

- **La présence ou absence des composantes structurales** : les caractéristiques faciales tels que la barbe, la moustache, et les lunettes causent une grande variabilité des composantes structurales du visage, notamment au niveau de la forme, de la couleur, et de la taille.
- **Les occultations** : les visages peuvent être partiellement occultés par d'autres objets. En effet, dans une image contenant un groupe de personnes par exemple, des visages peuvent partiellement masquer d'autres visages.
- **Les conditions d'illumination** : des facteurs tels que l'éclairage (distribution de la source de lumière, son intensité, son spectre) et les caractéristiques de l'appareil photographique affectent l'aspect d'un visage dans l'image acquise [3].

### 1.3.1.3 Le prétraitement

Cette étape consiste à éliminer les bruits résiduels issus de la digitalisation par des techniques de traitement et de restauration d'images. La restauration d'images ou l'élimination du bruit consiste à compenser les dégradations connues ou estimées et rétablir la qualité initiale de l'image. Le prétraitement peut concerner également la localisation de la tête dans l'image. La **figure 1.4** présente un exemple de résultat de l'outil de prétraitement sur une image en niveaux de gris et en couleur.



**Figure 1.4** : Prétraitement sur une image NG et une image couleur [4].

### 1.3.1.4 L'extraction de paramètres

En plus de la classification, l'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre

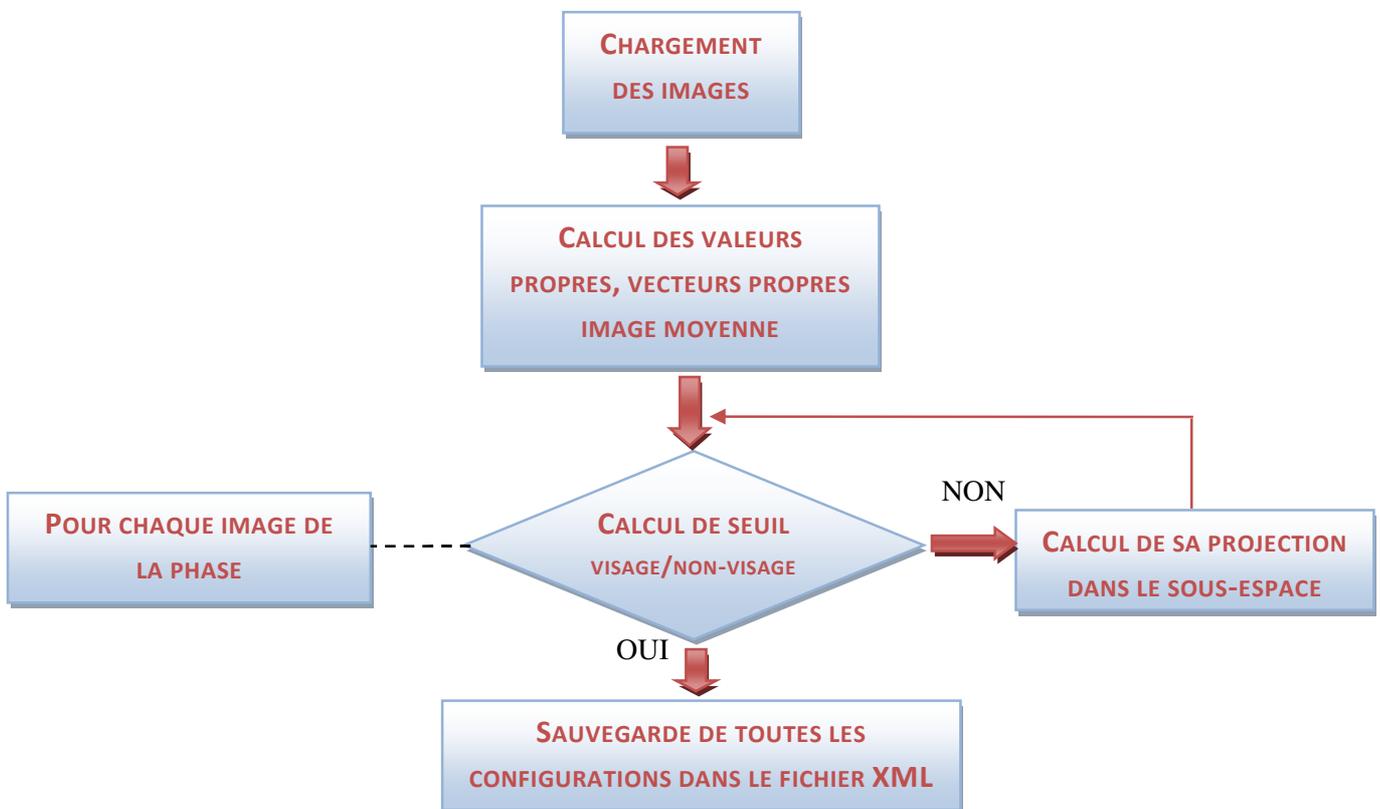
espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes [2].

### 1.3.1.5 Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités [2].

### 1.3.1.6 Phase d'apprentissage

Le but de la phase d'apprentissage est de calculer le sous espace des visages et de calculer les visages propres. Nous possédons une base de données contenant P images de visages de personnes. Chaque image a une résolution de MxN pixels. Nous commençons par faire un apprentissage à notre système de reconnaissance des visages clients. Cette phase est illustrée dans la **figure 1.5** où l'algorithme général de la phase d'apprentissage est représenté.



**Figure 1.5** : Algorithme de la phase d'apprentissage [4].

Nous chargeons tout d'abord les images de la base de données sous forme de vecteurs images. Nous obtenons donc  $P$  vecteurs de dimension  $M \times N$ . Avec ces vecteurs, nous allons tout d'abord calculer l'image moyenne. Le principe est de calculer la moyenne de chaque pixel pour chaque image de personne. L'illustration représente l'image moyenne que l'on a calculée. Après avoir calculé l'image moyenne, il faut calculer les vecteurs variances par rapport à la moyenne. Dans cette partie, il s'agit de mesurer la dispersion des images autour de l'image moyenne. A partir de ces vecteurs variances, il nous est capable de reconstruire la matrice des covariances et de calculer les valeurs et vecteurs propres [4].

Les vecteurs propres comportent les composantes principales de chaque visage et à partir d'eux, nous pourrions reconstruire nos visages. Chaque vecteur ressemble à un visage fantôme que l'on appelle visage propre (eigenfaces en anglais).

L'illustration nous montre les visages propres tirés des vecteurs propres.



**Figure 1.6 :** Image moyenne [4].



**Figure 1.7 :** Représentation des visages propres [4].

### 1.3.1.7 La décision

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification.

Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est

caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (Equal Error Rate) [2].

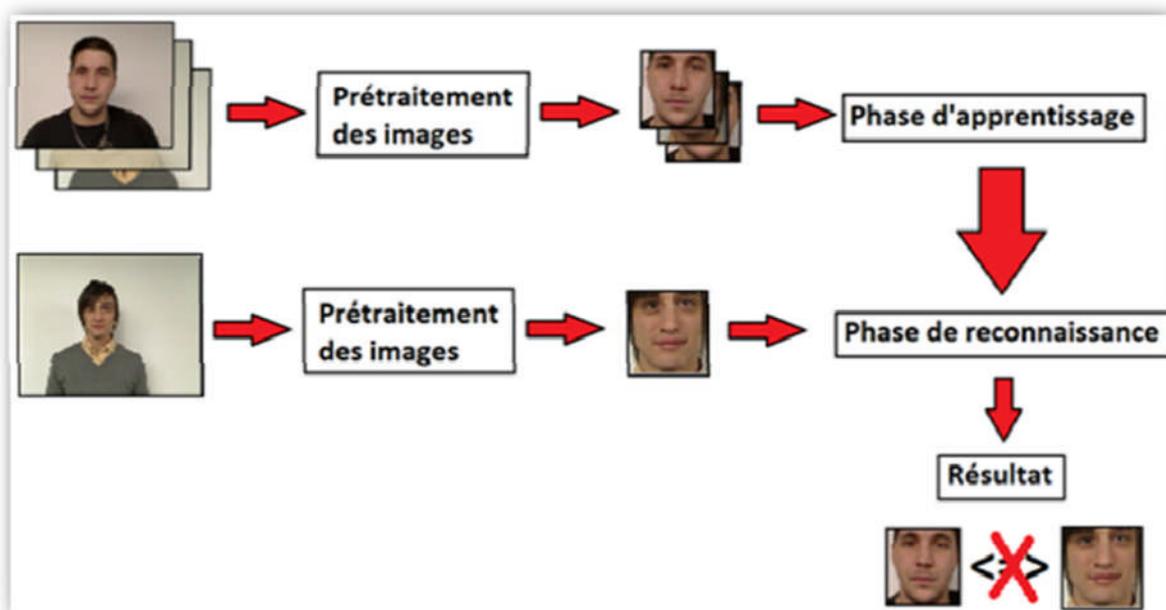
### 1.3.2 Phase de reconnaissance

Une image peut se trouver dans 3 catégories différentes :

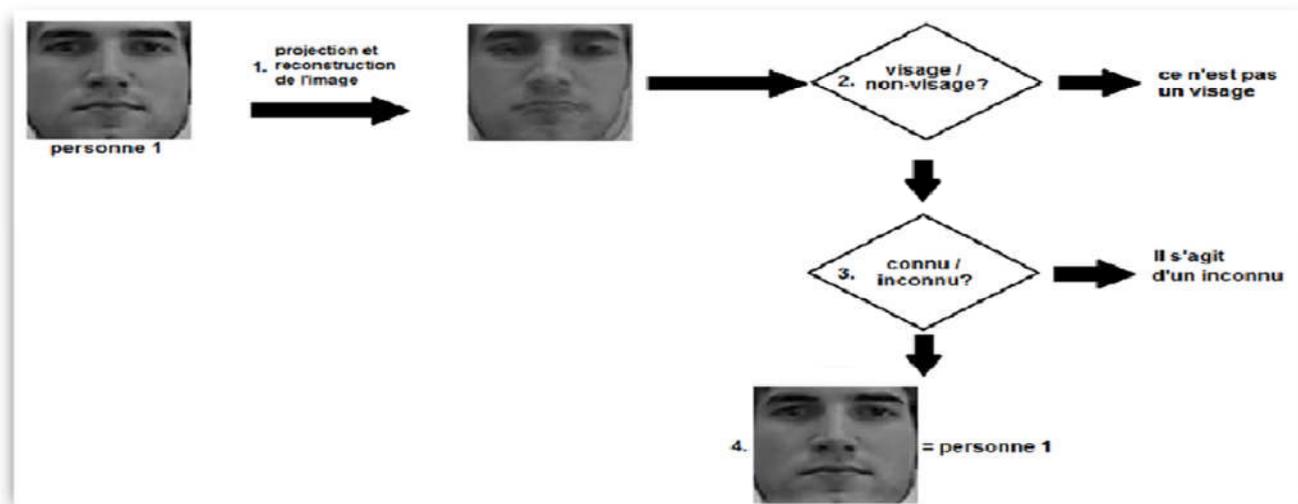
- Non-visage ;
- Visages inconnus ;
- Visages connus.

Le principe général est de déterminer si l'image test correspond bien à un visage et ensuite à quelle personne, dans le sous-espace de données, elle se rapproche le plus. L'illustration présente le principe d'une reconnaissance. Nous pouvons voir les étapes suivantes :

- Projeter l'image test dans le sous-espace et reconstruire l'image ;
- Déterminer si l'image d'origine est un visage ou non ;
- Déterminer si le visage est un visage connu de la base ou s'il s'agit d'un inconnu ;
- Donner le résultat de la personne qui correspond le mieux.



**Figure 1.8 :** Processus de reconnaissance de visage [4].



**Figure 1.9 : Principe de reconnaissance [4]**

L'illustration représente un exemple de répartition des projections de personnes tests dans le sous-espace de données et leur reconstruction. Dans cet exemple, nous pouvons observer les possibilités suivantes :

1. La distance entre l'image reconstruite et l'image d'origine dépasse le seuil visage/non-visage permis et donc il ne s'agit pas d'un visage.
2. Le seuil visage/non-visage n'est pas dépassé, cependant les distances entre toutes les projections et la projection de l'image test dépassent le seuil connu/inconnu, ce qui signifie que la personne est une inconnue, elle ne se trouve pas dans la base d'apprentissage.
3. Le seuil n'est pas dépassé et la distance minimale entre les projections est plus petite que le seuil. La personne correspondante est la personne étant la proche dans notre cas la personne p3.

## 1.4. Approches existantes de reconnaissance de visages 2D

### 1.4.1 Approches globales

Ces méthodes identifient un visage en utilisant l'image entière de ce dernier comme entrée du système de reconnaissance. Chaque image de visage de dimension  $(n, m)$  est représentée par un vecteur simple de dimension  $n \cdot m$ , en concaténant les valeurs du niveau de gris de tous les pixels de l'image du visage. L'espace  $I$  contenant tous les vecteurs images de visages

est appelé espace images. L'avantage de cette représentation est qu'elle préserve implicitement les informations de texture et de forme nécessaire pour la reconnaissance de visages. De plus, elle permet une meilleure capture de l'aspect global du visage que les représentations locales. Toutefois, son inconvénient majeur réside dans la dimension très grande de l'espace image qu'elle nécessite, ce qui rend très difficile la classification. Ainsi, une image 100x100, par exemple, est représentée par un vecteur de dimension 10 000. Comme le nombre d'images d'apprentissage pour chaque personne doit être au moins égal à dix fois la dimension du vecteur, il faut 100 000 images par personne, nombre assez exorbitant. En pratique, on n'a pas besoin de tant de photos pour développer un modèle fidèle pour l'apparence du visage d'une personne. Des techniques de réduction de dimension sont généralement employées. Une des techniques les plus utilisées dans l'identification de visage est l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Une méthode très populaire, basée sur la technique ACP, est la méthode « eigenface ». Son principe est le suivant : étant donné un ensemble d'images de visages exemples, il s'agit tout d'abord de trouver les composantes principales de ces visages. Ceci revient à déterminer les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble des images exemples. Chaque visage exemple peut alors être décrit par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres. Pour construire la matrice de covariance, chaque image de visage est transformée en vecteur. Chaque élément du vecteur correspond à l'intensité lumineuse d'un pixel.

### **1.4.2 Approches locales**

Les méthodes locales utilisent les caractéristiques faciales locales pour la reconnaissance de visage. Elles sont relativement matures comparées aux méthodes holistiques. Dans ces méthodes, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs caractéristiques de dimensions faibles, plutôt que par un seul vecteur de grande dimension.

Nous pouvons classifier les méthodes locales en deux catégories : les méthodes basées sur les caractéristiques locales : extractions et localisation des points caractéristiques, et les méthodes basées sur les apparences locales : partitions des images de visage en région caractéristiques. [3]

#### **1.4.2.1 Méthodes basées sur les caractéristiques locales**

Les approches basées sur l'extraction de points caractéristiques peuvent être subdivisées en deux catégories : les approches géométriques et les approches basées sur les graphes.

### **1 Approches géométriques**

Elles sont basées sur l'extraction de la position relative des éléments qui constituent le visage (tel que le nez, la bouche et les yeux). La plupart des approches géométriques utilisent des points d'intérêt (comme les coins de la bouche et des yeux). Au début des années 1990, Brunelli et Poggio ont décrit un système de reconnaissance faciale qui extrait automatiquement 35 caractéristiques géométriques du visage. La similitude est calculée à l'aide de classifieurs de Bayes. Un taux d'identification de 90 % sur une base de données de 47 sujets a été rapporté par les auteurs. Le coût de stockage des techniques géométriques est très bas comparé à celui des autres techniques. Toutefois, les approches purement géométriques présentent quelques inconvénients, notamment :

- les caractéristiques géométriques sont généralement difficiles à extraire, surtout dans des cas complexes : illumination variable, occultations, etc ;
- les caractéristiques géométriques seules ne suffisent pas pour représenter un visage ; tandis que d'autres informations utiles comme les niveaux de gris de l'image ne sont pas du tout exploitées. [3]

### **2 Approches basées sur les graphes**

Plutôt que d'utiliser des méthodes purement géométriques, certains chercheurs ont choisi de représenter les caractéristiques locales du visage sous forme de graphes. Manjunath et al. ont proposé une méthode de détection de caractéristiques locales du visage, basée sur la décomposition en ondelettes de Gabor. La reconnaissance de visages est alors formulée comme un problème de mise en correspondance de graphes. L'efficacité de cette méthode a été validée sur un ensemble de données de visage de 86 sujets, contenant des variations d'expression et de pose, un taux de reconnaissance de 90% en moyenne a été rapporté démontrant la robustesse de cette approche.

Cependant, une fois construit, le graphe topologique ne peut pas être modifié. Or, les images de visage changent facilement d'apparence en raison des différentes variations (illumination, expression, pose, etc.), et du coup un schéma de graphe topologique fixe n'est plus adéquat. [3]

### 1.4.2.2 Méthodes basées sur les apparences locales

Ces techniques sont utilisées de manière modulaire pour les différentes régions faciales. Un modèle global est alors défini à partir de la combinaison des différents modèles locaux. Ainsi, les différentes régions faciales ne seront plus affectées de la même manière par les différentes sources de variabilité. Par exemple, le port de lunettes de soleil change considérablement l'aspect des yeux, tandis qu'un sourire affecte plus la région de la bouche. Deux paramètres sont utilisés pour définir les régions locales du visage : la forme (rectangle, ellipse) et la taille. Les caractéristiques des régions locales sont déterminées à partir d'une analyse des valeurs de niveau gris. Des techniques comme les Ondelettes de Gabor ou de Harr et l'analyse fractale sont aussi utilisées pour l'extraction de caractéristiques. En général, les caractéristiques à base de valeurs de gris préservent l'information de texture, tandis que les caractéristiques de Gabor sont plus robustes face aux changements d'illumination et aux transformations géométriques. [3]

### 1.4.3 Méthodes Hybrides

Les méthodes hybrides sont des approches qui combinent les caractéristiques holistiques et locales afin d'améliorer les performances de la reconnaissance de visages. En effet, les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés tout à fait différentes. On peut espérer pouvoir exploiter leur complémentarité pour améliorer la classification. Le **tableau 1. 1** récapitule qualitativement la différence entre les deux types de caractéristiques.

**Tableau 1. 1** Comparaison des méthodes basées sur les caractéristiques locales ou globales.

Facteurs de variations	Caractéristiques locales	Caractéristiques globales
<b>Illuminations</b>	Très sensible	Sensible
<b>Expressions</b>	Pas sensible	Sensible
<b>Pose</b>	Sensible	Très sensible
<b>Bruit</b>	Très sensible	Sensible
<b>Occlusion</b>	Pas sensible	Très sensible

Nous pouvons voir que les caractéristiques locales et globales réagissent différemment aux Facteurs de variation. Par exemple, les changements d'illumination peuvent avoir plus d'influence sur les caractéristiques locales, tandis que les changements d'expression ont plus d'impact sur les caractéristiques holistiques. Ainsi, les méthodes hybrides peuvent constituer une approche

efficace pour réduire la complexité des classifieurs et améliorer leur capacité de généralisation. Malgré ces avantages, les travaux de recherche dans ce domaine restent relativement peu nombreux, probablement en raison des difficultés mentionnées ci-dessus, tandis que les méthodes hybrides classiques (c'est-à-dire qui utilisent plusieurs exemples d'apprentissage par personne), comme les modèles d'apparence flexibles ou le LFA hybride, ne sont pas généralement appropriées pour traiter le cas d'un seul exemple d'apprentissage.

## **1.5 Les techniques 3D de reconnaissance faciale**

Nous avons passé en revue les méthodes de reconnaissance 2D de visages. Malgré les avancées réalisées ces dernières années, les techniques de reconnaissance 2D de visages robustes aux différents facteurs de variabilité (éclairage, pose, occultation) sont loin d'être développées. La reconnaissance 3D de visages constitue une alternative prometteuse pour surmonter ces problèmes, surtout depuis l'apparition de dispositifs d'acquisition 3D performants. L'avantage principal des approches basées modèle 3D réside dans le fait que le modèle 3D conserve toutes les informations sur la géométrie de visage, ce qui permet d'avoir une représentation réelle de ce dernier. Dans cette section, après avoir rapidement évoqué les systèmes d'acquisition 3D, nous présenterons les travaux récents sur la reconnaissance 3D de visages. [3]

### **2.5.1 Systèmes d'acquisition 3D**

Généralement le modèle du visage est représenté par des images 2.5D et 3D. L'image 2.5D (image de profondeur) correspond à une représentation bidimensionnelle d'un ensemble de points 3D  $(x, y, z)$  où chaque pixel dans le plan X-Y stocke la valeur de sa profondeur  $z$ . On peut assimiler une image 2.5D à une image en niveau de gris où les pixels noirs correspondent au fond tandis que les pixels blancs représentent les points de surface les plus proches de la caméra. Par ailleurs, la méthode la plus simple pour représenter un visage 3D est le maillage polygonal 3D, ce dernier correspond à une liste de points connectés par des arêtes (polygones). Il existe plusieurs techniques pour construire un maillage 3D, les plus utilisées combinent des images 2.5D ou bien exploitent des systèmes d'acquisition 3D tel que le scanner 3D.

## 2.5.2 Approches modèle

Ces approches construisent, à partir des points 3D, des modèles de visages qu'elles utilisent par la suite pour la reconnaissance. Blanz et al. ont proposé une méthode basée sur un modèle 3D « morphable » du visage. L'ensemble des visages est représenté par un espace vectoriel. La base de données contient 100 visages d'hommes et 100 visages de femmes acquis avec un scanner laser 3030PS. Les points 3D des modèles de visages générés sont représentés par leurs coordonnées cylindriques définies par rapport à un axe vertical. Pour chaque visage de référence, les coordonnées et les valeurs de texture de tous les sommets ( $n = 75\,972$ ) sont regroupées pour former deux vecteurs : un vecteur de forme et un vecteur de texture. Une fois le modèle générique créé, l'étape suivante consiste à l'ajuster sur l'image 2D à partir des paramètres de forme et de texture. La synthèse d'image permet de rendre les nouvelles positions projetées des sommets du modèle 3D, à l'aide l'illumination et la couleur extraites. Enfin, l'étape de reconnaissance est réalisée en mesurant la distance de Mahalanobis entre la forme et les paramètres de texture des modèles dans la galerie et le modèle d'ajustement. L'identification a été évaluée sur deux bases de données d'images à accès libre : CMU-PIE et FERET. Un taux de reconnaissance de 95 % sur l'ensemble de données CMU-PIE et 95.9 % sur l'ensemble de données FERET a été obtenu.

## 2.5.3 Approches 3D

Elles sont subdivisées en trois catégories : les approches basées surface qui utilisent la géométrie de la surface du visage, les approches holistiques 3D et les approche géométrique ou locale 3D [3].

### 2.5.3.1 Approches surface

Dans ce cas, le problème de la reconnaissance 3D de visages est celui de l'alignement de deux surfaces 3D qui modélisent les deux visages à apparier. L'algorithme généralement utilisé est l'algorithme du plus proche voisin itéré, ou ICP (Iterative Closest Point). Il consiste en une optimisation alternée d'appariements et de transformations. Ainsi, à partir d'une transformation initiale, les deux étapes suivantes sont réitérées :

- mise en correspondance (plus proche voisin) : on apparie chaque primitive du modèle transformé avec la primitive la plus proche dans la scène.

- recalage : la transformation (translation + rotation) est généralement calculée aux sens des moindres carrés, surtout si l'on travaille avec des points. Si l'on possède une information d'incertitude, on peut l'utiliser dans les étapes terminales pour affiner la solution.

Une approche basée sur l'algorithme ICP est donnée par Cook. Ils utilisent l'algorithme ICP pour établir la correspondance entre les surfaces 3D afin de compenser des erreurs dues à la nature non rigide des visages. En effet, les visages sont comparés en employant un modèle statistique, en l'occurrence un Mélange de Modèles Gaussiens(MMG). La distribution des erreurs est alors paramétrée. Les auteurs ont réalisé des expériences sur la base de données 3D RMA, une base créée au sein du Signal and Image Center du Royal Military Academy (Bruxelles - Belgique). Un dispositif de visionactive (structured light-based) est utilisé pour l'acquisition. Cette base contient les images de 120 individus, capturées en deux sessions, sous formes de points 3D non maillés. Un taux d'identification de 97.33% a été obtenu. Irfanoglu propose une autre approche qui utilise l'algorithme ICP pour mettre en correspondance les points caractéristiques de visages. Ils ont développé une méthode pour obtenir un appariement dense de points du maillage contenant les points présents sur tous les visages, de sorte que l'alignement de visage soit trivialement obtenu. Une fois que l'appariement dense est établi, la distance PSD "Point Set Distance", qui représente une approximation discrète du volume entre les surfaces faciales, est employée pour calculer la distance entre deux nuages différents de points. Dans leur expérimentation, les auteurs ont testé l'algorithme sur la base de données 3D RMA, ils ont relevé un taux d'identification de 96,66%. [3]

### **2.5.3.2 Approches holistiques 3D**

Les techniques holistiques comme l'ACP ont été largement utilisées dans la reconnaissance faciale 2D. Plus récemment, ces techniques ont été aussi étendues aux données 3D de visage. Ainsi, Heshner et al. ont appliqué l'ACP sur une base de données contenant 222 images de profondeur (37 personnes), avec six expressions faciales différentes. Ils ont obtenu un taux de reconnaissance de 83%. Heseltine et al. ont développé deux approches qui appliquent l'ACP sur des représentations tridimensionnelles du visage. La première méthode utilise l'approche basée ACP« eigensurface » sur des modèles 3D maillés de visage de la base de données de l'Université de York (The 3D Face Data base, 2003). Elle arrive à un taux de reconnaissance de 87%. La deuxième approche est une extension de la méthode Ficherface2D de

Belhumeur aux données surfaciques de visage 3D. Les tests ont été effectués sur une base de données contenant 1770 modèles 3D maillés de 280 sujets ayant différentes poses et expressions faciales. Le taux de reconnaissance obtenu est de 88%. Les techniques basées ACP ont également été combinées avec d'autres méthodes de classification, comme le modèle caché de Markov (EHMM) puis appliquées à la reconnaissance 3D de visages. Enfin, d'autres approches basées sur l'Analyse Discriminante Linéaire ou l'Analyse des Composantes Indépendantes ont aussi été développées pour l'analyse des données 3D de visages. [3]

### 2.5.3.3 Approche géométrique ou locale 3D

Par rapport aux approches « holistiques », les techniques d'identification 3D du visage basées sur les caractéristiques faciales locales de type géométriques restent relativement peu développées, alors que dans le même temps des approches locales d'identification 2D, telles que l'« Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) » et l'analyse locale de caractéristiques, connaissent un grand succès auprès des fournisseurs de données (Recognition Vendors Test 2002). Par ailleurs, les combinaisons des techniques de reconnaissance 2D et 3D sont de plus en plus étudiées. Ainsi la combinaison des approches EBGM 2D et

EBGM 3D (qui correspond à une extension de la méthode EBGM 2D aux images de profondeur de visage) a donné lieu à une technique d'identification du visage 2D+3D très efficace évaluée sur la base FRGC. Cependant, l'évaluation de cette approche hybride a démontré que les performances du EBGM 2D surpassent de manière significative celles du EBGM 3D. Elle a aussi mis en avant le besoin de comprendre et d'utiliser les propriétés discriminantes des caractéristiques locales du visage afin de concevoir des techniques efficaces de reconnaissance 3D de visage.

**Lee en 2005** propose un système de reconnaissance de visage 3D utilisant deux dispositifs différents d'acquisition de données 3D : un scanner laser 3D et une lumière structurée. A partir des mesures 3D, huit points caractéristiques du visage (géométriquement invariables) sont extraits puis utilisés pour calculer un vecteur caractéristique comprenant les distances et les angles entre ces points. Pour la phase de reconnaissance, les auteurs ont implémenté deux algorithmes différents : le premier basé profondeur (depth-based DP) et le second utilise les SVM (feature-based SVM). Les résultats expérimentaux (sur une base de 20 personnes) ont donné un taux de reconnaissance de 95% pour la DP et de 96% pour la SVM. [3]

## 1.6. Évaluation d'un système biométrique

Vu le développement important la biométrie durant ces dernières décennies et l'instauration du programme US VISIT. Projet dans lequel l'empreinte et le visage sont acquis pour entrer sur le territoire américain. Des outils d'évaluation ont été mis en œuvre pour tester les performances des algorithmes de reconnaissance, en particulier dans le mode vérification. Ces outils sont indépendants de la modalité utilisée. Ils tiennent compte de plusieurs critères : techniques, financiers, opérationnels et humains. Ainsi, on cherche à évaluer fiabilité d'un système face aux intrusions, aux impostures tout en restant facilement utilisable.

Les procédés classiques de vérification d'identité tels que le code PIN ou le mot de passe sont toujours identiques au moment de l'enregistrement et à la vérification. Pour la biométrie, le gabarit ou l'image de teste ne sont jamais parfaitement identique à ceux de référence. Le gabarit est un ensemble de caractéristiques extraites du signal initial de manière à comprimer l'information issue du capteur et à la rendre discriminante. Les variations sont généralement dues aux conditions d'acquisition et aux personnes (lunettes, coiffure, ...). Il faut donc diminuer leurs effets, c'est-à-dire imposer des contraintes d'utilisation ou avoir un système robuste à ces derniers.

En sortie d'un système biométrique, nous avons un score qui reflète la ressemblance entre le gabarit de référence et de teste. Ce score peut être une similarité et dans ce cas plus le score est grand plus on a de ressemblance c'est-à-dire que la personne est bien celle qu'elle prétend (revendique). On dit dans ce cas que c'est un client. C'est le cas d'une corrélation par exemple. Le score peut être aussi une mesure de distance, une distance euclidienne par exemple. Dans ce cas, plus le score est grand plus la ressemblance est faible. C'est ce qui se produit pour une personne prétendant une identité autre que la sienne. Dans ce cas on dit qu'on est en présence d'un imposteur. Une décision est faite sur ce score obtenu pour valider l'identité de la personne ou la refuser à partir d'une comparaison avec un seuil défini auparavant. De là peuvent surgir deux erreurs :

- La fausse acceptation : Cette erreur apparaît quand on accepte une "mauvaise" personne. On confond ainsi l'identité d'un imposteur avec celle d'un client. On calcule alors un taux de fausse acceptation ("False Acceptance Rate" - FAR) :

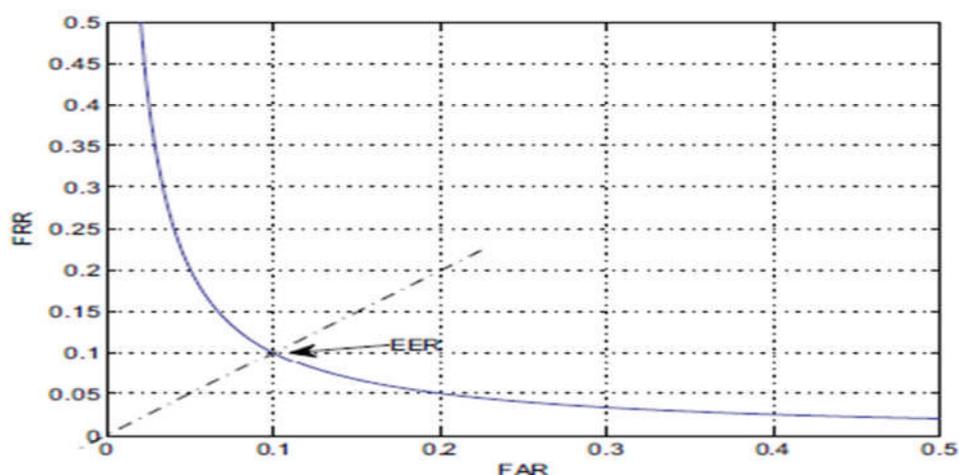
$$= \frac{\text{FRR}}{\text{FRR} + \text{FAR}} \quad (1.1)$$

- Le faux rejet : Cette erreur apparait quand on rejette l'identité d'un client et le reconnaît ainsi comme un imposteur. On évalue alors un taux de faux rejet (False Rejection Rate – FRR) :

$$= \frac{\text{FAR}}{\text{FAR} + \text{FRR}} \quad (1.2)$$

A partir de ces deux mesures, nous définissons le score de moitié des taux d'erreurs (Half Total Error Rate – HTER) qui est la moyenne du FRR et du FAR.

Le HTER reflète les performances de reconnaissance du système biométrique. Les deux taux FRR et FAR sont fonction du seuil  $T$ . Pour une valeur du seuil donnée on a un couple de valeur (FAR(  $T$  ), FRR(  $T$  )). Une courbe peut être tracée pour présenter les variations du FAR en fonction du FRR. La figure 1.3 présente un exemple de cette courbe appelée courbe ROC ("Receiver Operation Characteristic"). Sur la courbe, la valeur particulière qui correspond à un FAR égale au FRR est nommée EER ("Equal Error Rate"). Le seuil choisi correspond à la valeur de l'EER. Il permet ainsi de définir le HTER pour les valeurs de FAR et FRR correspondantes [1].



**Figure 1.10** : courbe ROC [1].

Le domaine d'application de la biométrie impose la nature de l'erreur tolérable. Pour une application hautement sécuritaire, la fausse acceptation est intolérable. On fixe le seuil pour avoir le moins de FAR au détriment du FRR. Alors que pour les applications personnelles, on privilégie un FRR bas. Dans tous les cas un EER faible est demandé par les utilisateurs, pour s'approcher le plus des systèmes de mot passe traditionnels. De là, on peut fixer un autre point de fonctionnement plus adéquat. Le taux de vérification à 0.1% de FAR donne une autre idée sur le comportement du système à faible taux de FAR. Dans ce cas de figure, on ne veut pas d'acceptation d'imposteurs. Ce point de fonctionnement est généralement utilisé avec des modalités tels que l'iris ou l'empreinte. Il demande un nombre assez important de comparaisons intra-classe pour fournir une bonne estimation de cette mesure. Très souvent, on utilise l'EER pour comparer entre elles les performances de différents systèmes biométrique.

### **1.7. Conclusion**

Le but de la reconnaissance des visages est de concevoir des systèmes informatiques capables de copier les prodigieuses facultés de reconnaissance du cerveau humain. Cependant, et malgré l'avancement de la recherche réalisé durant ces trois dernières décennies, la reconnaissance robuste de visages reste très difficile comme le montre la récente évaluation menée par le National Institut of Standards and Technology.

Dans ce chapitre, nous avons défini la reconnaissance de visages 2D et 3D, puis nous avons présenté un état de l'art des systèmes de reconnaissance de visages dans lequel nous avons cité les méthodes les plus utilisées et les plus prometteuses pour évaluer ce type de système. Nous pouvons dire que la méthode hybride 2D et 3D pourrait être une bonne candidate. Car dans ce cas la couleur est assurée par l'image 2D et la profondeur par l'image 3D. Dans le chapitre suivant nous présenterons l'état de l'art des techniques de SRV à base de PSO.

es de SRV à base de PSO.

## Chapitre 2

# Etat de l'art des techniques de SRV à base de PSO

### 2.1 Introduction

La reconnaissance faciale (FR) a évolué considérablement au cours de la dernière décennie et a trouvé d'innombrables applications dans divers domaines. Des avancées majeures dans le passé récent ont propulsé la technologie FR sous les projecteurs. FR est utilisé pour la vérification et l'identification (ensemble ouvert et fermé-set). **W. Zhao et al.**, ont fourni une excellente étude de diverses techniques FR. Une étude détaillée de l'éclairage et d'invariantes techniques FR peut être trouvée dans [5]. [6] donne un aperçu sur les techniques 2D FR. Un système FR consiste essentiellement à l'extraction de caractéristiques et de sélection d'entité. Un extracteur de caractéristique est connue pour être efficace pour un système qui quand il sélectionne le plus grand ensemble des caractéristiques possible qui sont discriminantes et indépendantes des variations de l'expression du visage et des différences d'échelle. En outre, les variations de pose, conditions d'éclairage et d'éclairage ne devraient pas entraver son efficacité.

### 2.2 Etat de l'art des techniques de SRV à base de PSO

Les auteurs **Yongzhong Luet al** [7] ont travaillé en 2007 sur une efficace stratégie hybride ADP-PSO pour l'optimisation et son application à la reconnaissance des visages. Afin de distinguer des visages de divers angles pendant la reconnaissance des visages, un algorithme de combinaison de la programmation dynamique approximative (ADP) qui s'appelle programmation dynamique heuristique dépendante d'action (ADHDP) et l'optimisation d'essaim de particules (PSO) est présenté et employé, c'est-à-dire, ADP est appliqué pour changeant dynamiquement les valeurs des paramètres de PSO. Au cours du processus de la reconnaissance des visages, la transformation discrète de cosinus (DCT) est d'abord présentée pour réduire des effets négatifs. Puis la transformation K-L peut être utilisé pour compresser les images et de diminuer les dimensions de données. Enfin, la fonction (RBF) réseau radial de base neuronale est inscrit à reconnaître différents visages. La formation du réseau de neurones RBF est exploitée par ADP-PSO. En termes d'ORL (Base de données de visages), le résultat expérimental donne une vue claire et très précisée de son efficacité.

Afin de distinguer les visages des différents angles au cours de la reconnaissance du visage de manière plus efficace, un algorithme sur ADP-PSO est mis en avant dans laquelle ADP appelé ADHDP est appliquée pour modifier dynamiquement la valeur des paramètres PSO, masse inertielle 'w', cognitif et social constantes d'accélération 'C1' et 'C2', respectivement, ce qui lui donne la souplesse nécessaire pour optimiser sa performance. En outre, il est utilisé dans la formation de réseau de neurones RBF. PSO est un algorithme basé sur l'intelligence en essaim développé par James Kennedy et Russell Eberhart en **1995**. Cet algorithme est calqué sur le comportement d'un banc de poissons / volée d'oiseaux. PSO a également été utilisé dans une variété d'applications, y compris le calendrier d'entretien de la génératrice, électro-magnétiques. ADP est un concept qui tente de trouver des solutions optimales aux problèmes où une méthode pour trouver les solutions exact est difficile. ADP se rapproche d'une solution optimale à un problème basé sur une fonction d'utilité. Il combine les concepts de la programmation dynamique et l'apprentissage par renforcement. De nouveaux algorithmes génétiques hybrides / algorithme PSO, des essaims d'élevage, combinant les forces de l'optimisation par essaim de particules avec des algorithmes génétiques, est proposée dans [8,9]. Référence [10] présente une OSP modifié avec recuit simulé technique. Un meilleur réseau de neurones artificiels à base de PSO (ANN) est développé. La référence [11] développe une optimisation de l'essaim de particules floue évolutif (FPSO) algorithme d'apprentissage à l'auto extraction de code optimal proche de la quantification vectorielle (VQ) pour la mise en compression de l'image. Les quantification de systèmes flous de particules essaim d'optimisation du vecteur (FPSOVQ) d'apprentissage, les avantages combinés de la méthode adaptative floue d'inférence (FIM), le concept VQ simple et le PSO efficace, sont considérés à la fois pour créer automatiquement un dictionnaire optimum pour atteindre l'application de la compression d'image. Mais peu de références ont susmentionné ADP-PSO. Pendant le processus de reconnaissance du visage, la DCT est d'abord introduite pour réduire les effets négatifs. Puis la transformation K-L peut être utilisée pour compresser les images et diminuer les dimensions de données. Selon l'ACP, les parties principales de vecteurs sont extraites pour la représentation des données. Enfin, RBF réseau neuronal est formé pour reconnaître différents visages. La formation du réseau de neurones RBF est exploitée par ADP-PSO. En termes de base de données de visage ORL, le résultat de l'expérience montre son efficacité très précise (voir tableau ci-dessous).

**Tableau 2.1** Résultats de deux méthodes PSO.

Méthode	Erreur	Itérations
PSO(w=constante)	4.7259	300
ADP-PSO	0.3029	300

Cet article a présenté l'application réussie des concepts de programmation dynamique approchée appelé ADHDP au processus PSO. L'algorithme ADP-PSO améliore grandement les performances de la recherche PSO. En outre, il est également appliqué avec succès dans la reconnaissance des visages avec différents angles. Et l'algorithme de réseau ADP-PSO optimisation basée RBF neural est avéré être une méthode d'identification efficace avec une grande précision en plus de sa rapidité. On peut impliquer d'explorer d'autres techniques d'ADP tels que l'action dépendante de programmation dynamique heuristique double (ADDHP) ou d'une action où dépend la programmation dynamique heuristique double globalisée (ADGHP) pour résoudre ces problèmes. Le travail considéré ici suppose que les trois paramètres OSP sont couplés. On peut également impliquer l'optimisation de ces paramètres indépendamment les uns des autres. D'autre part, les questions que la transformation initiale peut être améliorée et la durée de la formation est atténuée peuvent être développés et donc l'algorithme d'identification peut devenir plus efficace.

Les auteurs **Adil Abdul wahhab Ghidan et al [12]** ont travaillé en **2009** sur la reconnaissance faciale basée sur la mixture entre fonctionnalités sélectionnée par la Multiwavelets et PSO. La sélection des fonctionnalités (FS) est un problème global d'optimisation dans l'apprentissage de la machine, ce qui réduit le nombre de fonctionnalités, supprime l'information non pertinente, données bruitées et redondantes, et les résultats dans ce cas en termes de précision de reconnaissance sont acceptables. Il s'agit de l'étape la plus importante qui affecte les performances d'un système de reconnaissance de formes. Cet article présente un nouvel algorithme de sélection de fonction sur la base d'optimisation d'essaim de particules (PSO). Rappelons que le PSO est un paradigme de calcul basé sur l'idée d'un comportement de collaboration inspirée par le comportement social des oiseaux flochage ou bancs de poissons. L'algorithme est appliqué aux coefficients obtenus par deux techniques d'extraction de caractéristiques: la transformée en ondelettes discrètes (DMWT). L'algorithme de sélection de fonction PSO proposé est utilisé pour rechercher l'espace des caractéristiques de la fonction sous-ensemble optimal où les caractéristiques sont soigneusement sélectionnées selon un critère de discrimination bien défini. L'évolution est entraînée par une fonction de forme physique définie

en termes d'optimisation de la séparation de classe (indice de dispersion). La performance du classificateur et la longueur de vecteur de fonction sélectionnées sont prises en compte pour l'évaluation des performances en utilisant la base de données de visage ORL. Les résultats expérimentaux montrent que l'algorithme de sélection fonction PSO-base a généré d'excellents résultats de reconnaissance avec l'ensemble minimal de fonctionnalités sélectionnées. Dans cet article, un algorithme de reconnaissance de visage en utilisant une approche de sélection de fonction PSO-base est présenté. L'algorithme utilise une nouvelle approche qui utilise l'algorithme PSO binaire pour explorer efficacement l'espace des solutions pour la fonction de sous-optimal. Les algorithmes de sélection appliqués aux vecteurs de caractéristiques extraites en utilisant le DMWT. Les heuristiques de recherche dans PSO est itérativement ajustés guidés par une fonction de remise en forme définie en termes de maximisation de la séparation des classes. L'algorithme proposé a été trouvé et générer d'excellents résultats de reconnaissance écerclés fonctionnalités sélectionnées L.a principale contribution de ce travail: La première contribution est la formulation d'un nouvel algorithme de sélection de la fonction de reconnaissance de visage basé sur l'algorithme PSO binaire. L'algorithme est appliqué à DMWT vecteurs de caractéristiques et est utilisé pour rechercher la fonction sous-optimale pour augmenter le taux de reconnaissance et de séparation des classes. Ensuite, la deuxième contribution est l'évaluation de l'algorithme proposé à l'aide de la base de données de visage ORL et de comparer ses performances avec un algorithme de sélection fonction GA et des différents algorithmes FR trouvé dans la littérature.

Les méthodes algébriques alternatifs basées sur des transformations comme sous-échantillonnage, transformée discrète en ondelettes de Multiwavelet (DMWT) et disposent de méthodes d'extraction à base de transformation tel que DMWT ont générées de bons FR (Reconnaissance faciale) précision à très faible coût de calcul . Plusieurs couches de division d'espace et de fréquence sont réalisées et nous permettent d'isoler les composantes de fréquence introduites par des déformations intrinsèques dues à l'expression ou à des facteurs extrinsèques (comme l'éclairage) dans certains sous-groupes. Multiwavelet méthodes ces sous-bandes sont variables, et se concentrent sur l'espace / fréquence sous-bandes qui contiennent les informations les plus pertinentes afin de mieux représenter les données et aident à la classification entre les différentes images. Il existe un grand choix de familles d'ondelettes selon le choix de l'ondelette mère. Dans ce document FR (reconnaissance des visages) en utilisant le DMWT (Discrete Multiwavelet Transform) est basée sur les traits du visage extraites d'un système critique échantillonné (premier et deuxième ordre) et de prétraitement sur échantillonné dans

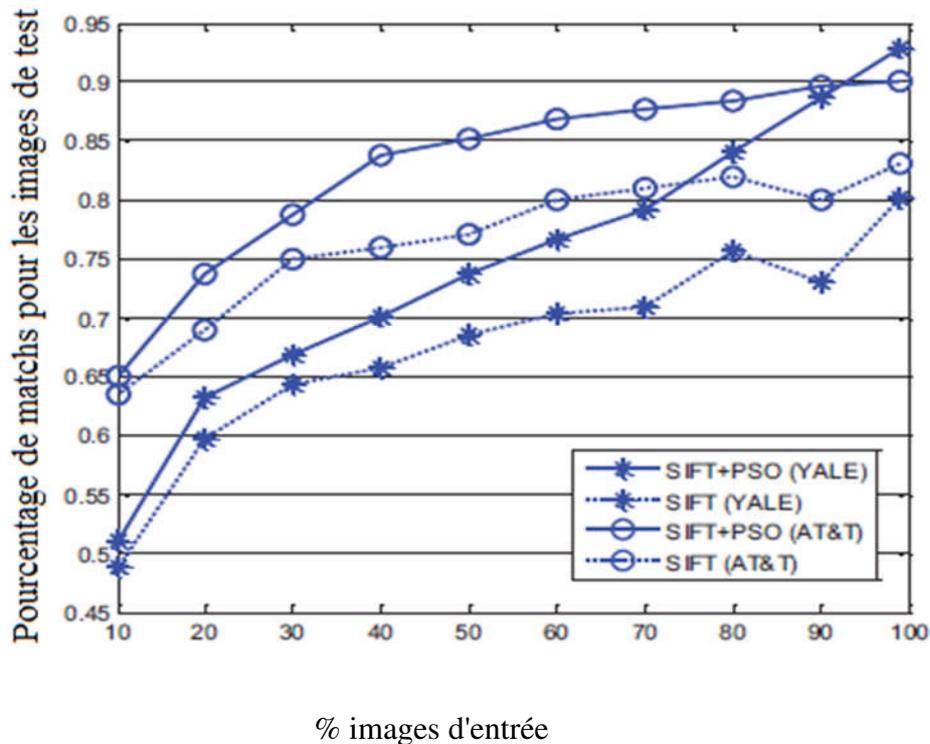
Multiwavelet Transform. Dans ces travaux, un algorithme de sélection de fonction PSO est proposé. L'algorithme est appliqué aux vecteurs de caractéristiques extraites par deux techniques d'extraction de caractéristiques: le DMWT. L'algorithme est utilisé pour rechercher l'espace des caractéristiques de la fonction sous-optimale. L'évolution est entraînée par une fonction de forme physique définie en termes de séparation des classes. La performance du classificateur et la longueur de vecteur de fonction sélectionnée ont été considérées pour l'évaluation des performances en utilisant la base de données de visage ORL. Les résultats expérimentaux montrent la supériorité de l'algorithme de sélection de fonction PSO basée à générer une excellente précision de reconnaissance à l'ensemble minimal de fonctionnalités sélectionnées. La performance de l'algorithme proposé est comparée à la performance d'un algorithme de sélection de fonction GA-base et a été trouvée pour obtenir des résultats de reconnaissance comparables avec moins de caractéristiques sélectionnées.

Les auteurs **Lanzarini Laura et al [13]** ont travaillé en **2009** sur la reconnaissance de visages par SIFT basé sur les descripteurs PSO binaires. Afin de réduire le nombre de faux positifs et de temps de calcul, une sélection des descripteurs de caractéristiques les plus représentatifs est réalisée par application d'une variante de la méthode PSO binaire. Les résultats obtenus montrent que la stratégie proposée est meilleure que l'application directe des descripteurs SIFT. La sélection de descripteurs aux SIFT est effectuée au moyen d'une variation de binaire PSO (Particle Swarm Optimization), et elle est appliquée uniquement aux descripteurs de base de données image (**figure 2.1**). Par conséquent, l'EIPD traitement des descripteurs est effectuée avant la l'étape de reconnaissance du procédé.



**Figure 2.1** Descripteurs SIFT d'une personne de la base de données Yale [13].

La rangée du haut montre tous les descripteurs trouvés tandis que la rangée du bas montre que les descripteurs sélectionnés par la méthode proposée.



**Figure 2.2** Taux de reconnaissance pour les images de test en utilisant la méthode proposée [13]

Un mécanisme de reconnaissance de visage sur la base de caractéristiques relatives aux SIFT qui permet de réduire la taille de la base de données en utilisant une variante du PSO binaire a été décrite.

Les essais effectués avec les bases de données de Yale et AT & T ont permis d'atteindre Les taux de réduction considérables -50% dans les deux cas. Les résultats obtenus sont équivalents à ceux que l'on peut obtenir en utilisant toute la base de données des caractéristiques des SIFT, mais seulement la moitié des comparaisons sont nécessaires en raison de la sélection effectuée au moyen d'une variation de binaire PSO. Les paramètres intervenant doivent encore être soigneusement analysés afin de déterminer si un ajustement plus précis permettrait de réduire le nombre maximum d'itérations nécessaires pour parvenir à un choix optimal de descripteurs. La parallélisations de la solution proposée présente aussi une analyse intéressante.

Les auteurs **Jian Zhang et al**[14] ont travaillé en **2010** sur une nouvelle méthode pour la reconnaissance faciale basée sur la stratégie d'optimisation de la PCA. Ces travaux se concentrent sur le problème de la sélection des vecteurs propres de discrimination optimales de PCA et à améliorer la précision de la reconnaissance. Après réduction de dimension avec la PCA, il reste encore des vecteurs de caractéristiques en dépendance linéaire. Cependant, la caractéristique extraite par l'APC n'est pas la fonction de discrimination optimale, mais la fonction de représentation optimale. L'expérience a montré que la précision de la reconnaissance ne peut être améliorée qu'en utilisant tous les vecteurs propres de la PCA. C'est une question difficile comment choisir les vecteurs propres de discrimination optimales de PCA pour la reconnaissance de visage ?

Une nouvelle méthode de reconnaissance du visage basée sur la stratégie d'optimisation PCA est présentée, dans lequel l'algorithme PSO est incorporé, et sélectionne la précision de la reconnaissance de la valeur de remise en forme de l'essaim de particules, il permet de trouver les vecteurs propres de discrimination optimales de PCA et d'obtenir la précision de reconnaissance optimale simultanément. L'efficacité de cette méthode est validée avec la base de données ORL et la base de données Yale. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode peut obtenir la discrimination optimale des vecteurs propres de l'APC et une amélioration majeure sur la précision de reconnaissance par rapport à l'approche de sélection de vecteurs propres basée sur le taux de cotisation cumulatif de l'énergie.

**C.J.Liu et al** proposent une méthode de sélection vecteur propre appelée taux de cotisation cumulatif de l'énergie (CCRE) et ils obtiennent une meilleure précision de la reconnaissance. Ils pensent qu'il n'y a plus d'informations de l'ingérence dans les vecteurs propres qui correspondaient aux petites valeurs propres. Il est donc un choix naturel de garder les vecteurs propres correspondants aux grandes valeurs propres. En fait, les vecteurs propres de grandes valeurs propres reflètent le profil fonctionnalité et les vecteurs propres de petites valeurs propres représentent les minuties des images de visage, donc la CCRE a tendance à laisser théoriquement une partie d'informations minuties de discrimination.

Kennedy et Eberhart ont proposé l'algorithme PSO en **1995**. PSO est un algorithme d'optimisation intelligente et efficace, qui simule le comportement prédateur des oiseaux et obtient la solution optimale. PSO initialise certaines particules dans l'espace de solution en premier lieu. Chaque particule représente une solution optimale potentielle du problème global d'optimisation. La caractéristique de la particule est présentée en valeur de position, vitesse et

remise en forme. La valeur de fitness est calculée par la fonction de remise en forme, et la valeur désigne les mérites de la particule. Les particules se déplacent dans l'espace de solution, remplacer leur position et vitesse par le suivi de la valeur extrême individuelle et la valeur globale extrême, puis calculer la valeur de remise en forme et remplacer la position de la valeur extrême individuelle et la valeur globale extrême problème global d'optimisation.

**Tableau 2.2** Taux de reconnaissance sur ORL et YALE.

Méthode de reconnaissance	Précision de la reconnaissance	
	ORL	YALE
<b>PCA</b>	92.5%	88%
<b>PCA [15]</b>	94.23%	81.21%
<b>PCA [16]</b>	93.85%	82.67%
<b>PCA [17]</b>	93.55%	69.7%
<b>optimum-PCA</b>	96%	92%

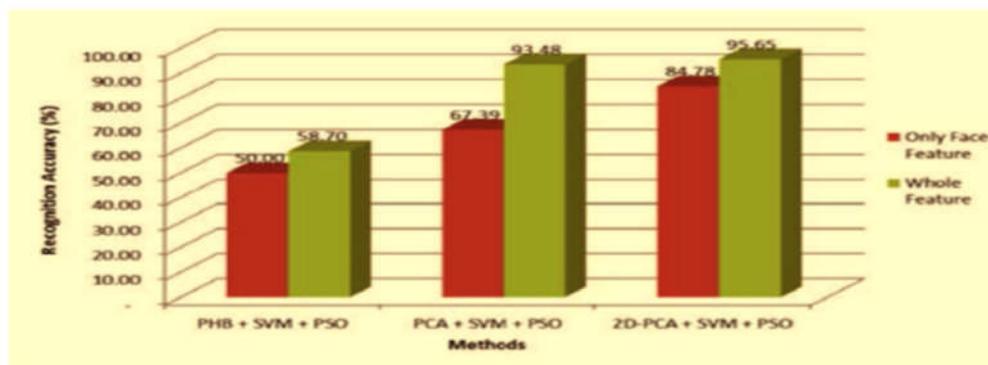
Dans cet article, une nouvelle méthode est donc développée pour sélectionner la solution optimale de vecteurs propres de discrimination de PCA, appelée optimum-PCA, en utilisant le PSO et la précision de l'idéologie de régression pour trouver les vecteurs propres de discrimination optimales et d'obtenir la précision de reconnaissance optimale simultanément.

Les auteurs **Supot Nitsuwat** et **Mao Lin Huang [18]** ont travaillé en **2011** sur la reconnaissance des visages basée sur PSO-SVM. Pour ça on a utilisé 115 images de visage à partir de données de visage BioID pour l'apprentissage et le test. Les images de chaque personne sont divisées en 3 images différentes en matière d'apprentissage et de 2 images différentes pour les tests. Le (PHB), l'analyse de l'histogramme transformé à base composante principale (PCA) et de l'analyse en composantes principales à deux dimensions (2D-PCA) techniques utilisées pour l'extraction de caractéristiques. Dans le processus de reconnaissance, on utilise la machine à vecteurs de support (SVM) pour la classification combinée à particule essaim optimisation (PSO) pour sélectionner les paramètres G et C automatiquement (PSO-SVM). Les résultats montrent que la méthode envisagée pourrait augmenter le taux de précision de la reconnaissance.

Il ya plusieurs méthodes utilisées pour la classification de la reconnaissance du visage. SVM a été inventé par **Vladimir N. Vapnik** et a été proposé par Vapnik et Corinna Cortes en **1995**. SVM est devenue la technique populaire pour la classification dans de nombreuses applications, en particulier la reconnaissance du visage. Par exemple, **Guodong et al.** résultats entre la

classification la plus proche centre (CCN) et SVM rapport. Performance de la méthode SVM était mieux dans algorithme d'apprentissage que l'approche de la CCN. **Zhang et al.** A présenté SVM Gabor-face et les résultats avec analyse discriminante de Fisher (FDA) et la comparaison avec les méthodes de Eigenface. Le SVM Gabor face a donné une meilleure efficacité et performance que pour les autres méthodes. **Okabe et al.** ont étudié les techniques SVM en rapport avec le discriminant linéaire de Fisher. Ils ont confirmé que la méthode SVM a été efficace pour la reconnaissance d'objets dans différentes conditions d'éclairage. **Sani et al.** se sont concentré sur la méthode de classification SVM pour la reconnaissance faciale. Adaptive multi retinex (AMSR) a également été introduite pour réduire les différentes conditions d'éclairage avant d'effectuer la tâche de classification et ensuite comparée avec la méthode PCA. Les délais de traitement de la méthode SVM et exécution a été meilleure que celle de PCA. **Kisku et al.** Ont obtenus de bons résultats pour le K-plus proches voisins (K-NN) et SVM. Les performances des SVM étaient beaucoup mieux que les classificateurs K-NN. **Pei et al.** Ont proposé d'hybrider la transformée en ondelettes (WT), la factorisation de la matrice non-négative (NMFS) avec des contraintes de rareté et de la méthode SVM (WT + NMF + SVM). Ils ont également comparé les résultats avec WT + PCA + SVM et WT + NMFS + méthodes K-NN. Le résultat expérimental de WT + NMF + SVM a augmenté le taux d'exactitude et était plus robuste à l'expression. **Mazanec et al.** Présente une combinaison d'APC et de l'analyse discriminante linéaire (LDA) avec SVM. Le résultat de LDA + SVM atteint le taux de reconnaissance maximale, 100%. **Ying et al.** Concentré sur NMF pour la fonction de réduction de dimension et SVM pour la classification. Ils ont également comparé avec PCA et Kernel PCA (KPCA). Le résultat de NMF combiné avec SVM a eu un grand effet de reconnaissance. **Gumus et al.** Ont comparé les résultats de PCA combinés avec trois différents types de noyau SVM: noyau linéaire polynomiale (Poly-linéaire), noyau du polynôme quadratique (Poly-Quad) et le noyau de la fonction de base radiale (RBF). Ils ont obtenu le taux de reconnaissance le plus élevé avec le noyau RBF. **Timotius et al.** A combiné l'analyse discriminante généralisée (GDA) et SVM pour la reconnaissance faciale. Les résultats confirment que l'exécution du SVM avec GDA était mieux que SVM sans utiliser GDA. Récemment, **Le et al.** Ont proposé l'analyse en composantes principales à deux dimensions (2D-PCA) combiné avec SVM. Ils ont également comparé avec PCA combiné avec perceptron multicouches (MLP), PCA + K-NN, PCA + SVM et 2DPCA + K-NN. Ils ont indiqué que 2DPCA méthode + SVM gagne la meilleure performance. Toutefois, les paramètres de sélection de la formation SVM a un lourd impact sur la performance des SVM. Les paramètres optimaux G et C sont difficiles à estimer la valeur. De

nombreux chercheurs qui ont résolu ce problème dans leurs études en utilisant la méthode PSO [pour trouver optimal des paramètres G et C pour SVM automatiquement. Ils ont également déclaré que les résultats de l'expérience ont été très positifs. On voit cela par exemple dans **Hsu et al.** Où l'on trouve les résultats de classification utilisant SVM normal et PSO-SVM. Les résultats indiquent que la méthode PSO-SVM avait une plus grande précision. **Marami et al.** ont développés un algorithme de détection de visage utilisant PSO pour la recherche de faces frontales dans le plan d'image et SVM solution de la recherche d'une face dans l'espace deux dimensions. Les résultats expérimentaux ont démontré une bonne performance de l'algorithme et a prouvé son efficacité. Récemment, **Wei et al.** Ontproposé la technique PSO-SVM pour être choisi en reconnaissance de visage. Ils ont également comparé avec SVM et arrière propagation réseau de neurones (réseaux neuronaux rétro propagateurs). Le dispositif expérimental a indiqué que face à la précision de reconnaissance de PSO-SVM avait plus que les autres méthodes. En général, la plupart de reconnaissance du visage peut être implémentée sur une séquence d'images. La recherche dans ce domaine utilise principalement la fonction globale-face. Néanmoins, l'exactitude des taux de reconnaissance n'est pas assez élevée. Par conséquent, le présent document a développé une technique pour améliorer la précision de la reconnaissance faciale en utilisant à la fois la caractéristique globale face et la particularité de locale face avec 4 parties: l'œil droit, œil gauche, le nez et la bouche. Les principales techniques utilisées pour augmenter la précision de la reconnaissance du visage sont SVM combiné avec PSO (PSO-SVM). Dans le PSO-SVM, SVM avec noyau RBF est utilisé pour la classification de chaque partie, tandis que le PSO permet d'optimiser simultanément le paramètre G et C de SVM. Nous avons également comparé les performances de reconnaissance faciale en utilisant uniquement fonction globale-face avec ceux qui utilisent à la fois la caractéristique globale face et la particularité de locale face.



**Figure 2.3** Comparaison des diverses méthodes de reconnaissance faciale. [18]

Cette recherche vise à développer une méthode pour augmenter l'efficacité de la reconnaissance faciale en utilisant la fonction globale-face et la particularité locale face. L'ensemble de données de visage BioID est utilisé dans cette expérience. La méthode proposée est basée sur la classification SVM avec un noyau de la fonction RBF. Le libsvm est appliqué à mettre en place cette classification. Par ailleurs, le PSO est également intégré pour sélectionner les paramètres C et G de la SVM automatiquement. Il existe trois méthodes utilisées pour l'extraction de caractéristiques: PHB, PCA et 2D-PCA. Lors de l'utilisation caractéristique globale face uniquement, le taux de précision indique que le procédé de PHB était le plus bas, le procédé 2D-PCA est le plus élevé. D'autre part, dans le cas où l'on a intégré la fonctionnalité globale face et la caractéristique locale-face, le taux de précision de la reconnaissance de toutes ces méthodes sont portées à 58,70%, 93,48% et 95,65%, respectivement. La méthode 2D-PCA a eu un grand effet sur le taux de précision de la reconnaissance. Par conséquent, on peut dire que l'approche augmente l'efficacité de la reconnaissance faciale et la 2D-PCA combinée avec la méthode PSO-SVM est bien choisie dans la reconnaissance du visage. On peut aussi comparer cette méthode avec de différents techniques d'optimisation, tels que l'Algorithme Génétique (GA) et la Grille Recherche (GR) en utilisant le même ensemble de données.

Les auteurs **R. Raghavendra et al [19]** en **2011** ont essayé d'optimiser des images infrarouges proches et visibles par fusion basée sur les essaims de particules (PSO) pour améliorer la vérification du visage. Ils présentent deux projets de fusion d'images nouvelles pour combiner des images de visage visible et proche infrarouge (NIR), visant à améliorer la performance de vérification. La décomposition en sous-bandes est d'abord effectuée sur les images visibles et NIR séparément. Dans les deux cas, plus de particules essaim optimisation (PSO) pour trouver une stratégie optimale pour réaliser la fusion des coefficients de sous-bandes visible et proche infrarouge. Le premier régime, PSO est utilisée pour calculer les coefficients de pondération optimaux d'une combinaison linéaire pondérée de ceux ci. Dans le second schéma, le PSO est utilisé pour sélectionner un sous-ensemble optimal de caractéristiques à partir d'images de visage visible et proche infrarouge. Puis d'évaluer et comparer l'efficacité des systèmes proposés, nous avons effectué des expériences approfondir la vérification sur la base IRVI. Cette base de données a été acquise dans leur laboratoire en utilisant un nouveau capteur qui est capable d'acquérir des images de visage visible et proche infrarouge en évitant simultanément de ce fait la nécessité d'un calibrage de l'image. Les expériences montrent la forte supériorité de premier schéma par rapport à NIR et la performance de fusion score, qui montrait déjà une bonne stabilité aux variations d'éclairage. Certaines expériences confirment la limite et insuffisance de

la fusion des scores. En effet, en raison de la mauvaise performance des systèmes de travail sur les images visibles, les performances de fusion étaient à peu près identiques à celles du meilleur système, à savoir le système de travail sur la lumière proche infrarouge. Dans cette étude, on propose de réaliser la fusion au niveau de l'image, afin d'exploiter au plus tôt les complémentarités intrinsèques des deux images. Le problème dans ce contexte est de construire à partir de ces deux images disponibles du même objet d'une seule image. Il ressort de la littérature de fusion d'image en rapport avec des images visibles et infrarouges un intérêt dans l'exécution de la fusion multi-résolution et non fusion directe au niveau du pixel. De cette façon, il est possible d'intégrer plus d'informations à différents niveaux de décomposition. Le régime général lors de l'exécution fusion d'images multi-résolution est la suivante : Après avoir effectué une transformation multi-échelle de chaque image source conduisant à un ensemble différent de fonctionnalités pour chaque image, un ensemble de fonctionnalités composite est construit à partir de ces deux caractéristiques distinctes définit selon certaines règles spécifiques. Enfin une transformée inverse permet la reconstruction d'une image qui peut être vue comme la fusion des deux images originales. Dans la littérature, de l'infrarouge et visible fusion d'image, il ya des propositions intéressantes pour la définition de ces règles de fusion qui peuvent être divisés en deux groupes. La première idée consiste à sélectionner le groupe de fonctions à partir d'images de face visible et thermique qui seront retenus pour constituer l'ensemble des fonctionnalités fondu. À cette fin, **Singh et al.** Par exemple, emploie un algorithme génétique. L'autre idée est d'attribuer un poids aux deux types de fonctions (bien sûr sélection peut être considérée comme un cas particulier de pondération lorsque les pondérations prennent des valeurs 0 et 1). **Heo et al.** A proposé de fusionner les pixels des images de visages visibles et thermiques utilisant une combinaison linéaire pondérée empiriquement conçu. Dans [20], les auteurs proposent une autre approche de pondération des caractéristiques en rapportant le poids de l'activité (énergie) niveau de chaque image, étiqueté "bonne" ou "mauvais" grâce à un classificateur SVM granulaire. Deux nouvelles solutions pour les dispositifs de fusion de deux sources d'images différentes, l'une correspond à un schéma de pondération tandis que l'autre donne un schéma de sélection. Nouveauté ici réside dans l'utilisation de particules essaim optimisation (PSO), un algorithme d'optimisation bien connue, quia été déjà utilisé efficacement dans le contexte de fusion caractéristique biométrique. Dans le premier schéma proposé, on utilise la vraie version de PSO pour trouver des pondérations optimales à la somme pondérée des caractéristique visible et infrarouge, tandis que dans le second schéma proposé, on utilise la version binaire PSO pour sélectionner les caractéristiques de chaque spectre qui finalement constitue le vecteur

caractéristique fusionné. Dans les deux cas, PSO est utilisé pour trouver la bonne stratégie de fusion de fonctionnalité qui optimise la performance de vérification. Les techniques proposées de fusion d'images sont évalués sur des images visibles et proche infrarouge acquises par le capteur d'origine. Il faut noter que ce dispositif de capteur fournit un enregistrement automatique entre les images visibles et proche infrarouge que les deux images sont acquises simultanément. Ce cadre de l'acquisition rend par conséquent naturel l'idée de la fusion d'images. Les expériences sont menées sur la base de données IRVI permettent de comparer les deux systèmes proposés de fusion d'images aux modèles unimodales et également à plusieurs systèmes performants fusion à différentes étapes à savoir: l'image, la fonction et l'allumette niveau de score. Résultats montrent que la fusion d'image proposée offre de substantielles améliorations de la performance sur tous les autres régimes. On montre que l'utilisation de lumière NIR permet de diminuer considérablement l'EER par rapport à l'utilisation de la lumière normale dans des conditions d'éclairage non contrôlées. Leur objectif était de prouver qu'il est encore possible d'améliorer les résultats obtenus avec des images NIR, en utilisant une fusion des deux images disponibles en visible et proche infrarouge, en tenant compte de la complémentarité de ces deux images et le fait que le visage texture est réduite en images NIR par rapport aux images visibles. Ils ont donc proposé deux nouveaux programmes pour effectuer la fusion d'images. Le premier et le plus efficace système effectue une sommation pondérée des coefficients d'ondelettes extraites à partir des deux images. L'autre système, moins efficace, propose un algorithme de sélection de caractéristiques optimisées pour construire une représentation fusion des images. Le premier algorithme s'appuie sur la version flottante de PSO tandis que la seconde s'appuie sur sa version binaire. Le PSO utilisé dans les deux régimes pour les raisons suivantes:

- PSO nécessite des opérations mathématiques seulement primitives et ne nécessite pas les opérateurs d'évolution complexes tels que cross over et mutation par rapport aux algorithmes génétiques et donc PSO est mathématiquement coûteux en termes de besoins en mémoire et vitesse.
- Essaim de particules a de la mémoire, ce qui n'est pas le cas avec d'autres méthodes telles que l'algorithme génétique. Par conséquent, la connaissance des bonnes solutions est retenue par toutes les particules.

Les expériences approfondies effectuées sur la base de données IRVI ont montré l'efficacité des schémas proposés, et la supériorité du schéma pondéré à la fois dans l'éclairage contrôlé et non contrôlé. La méthodologie fournit un cadre simple et général qui peut être utilisé pour améliorer

les performances dans les cas où l'information visible devient moins fiable en raison de l'éclairage incontrôlée, la variation dans la pose et l'expression faciale et quand une image visible et proche infrarouge du visage sont disponibles en même temps.

Les auteurs **Aneesh MU et al [20]** ont travaillé en **2012** sur la sélection optimale d'entité basée sur l'image de prétraitement utilisant les ABPSO (Accelerated Binary Particle Swarm Optimization) basé sur une équation de vitesse intelligemment mis à jour pour l'amélioration de la reconnaissance des visages. La sélection d'entité est un problème d'optimisation dans une technologie de reconnaissance faciale. Cet article propose un algorithme de sélection de fonction basée ABPSO pour FR. C'est une nouvelle méthode d'optimisation par essaim de particules binaire dite « accélérée » par une accélération intelligente de particules ainsi que des techniques de prétraitement d'image telles que la résolution de conversion, égalisation d'histogramme et de détection de contour, l'ABPSO est utilisé pour la sélection de fonction pour obtenir des sous-ensembles considérablement réduits et ainsi une amélioration du taux de reconnaissance. Ainsi l'ABPSO est appliqué pour la sélection de caractéristiques et pour établir sa meilleure performance sur l'algorithme PSO binaire de base. L'ensemble des fonctions sélectionnées se trouvent être considérablement réduit. Ceci entraîne une réduction de l'espace de mémoire nécessaire pour stocker les traits du visage dans la galerie de caractéristiques nominale du système FR proposé. L'algorithme est en fait appliqué aux vecteurs de caractéristiques, extrait en utilisant la conversion DCT et la résolution par interpolation bi-cubique. Il est également utilisé pour rechercher l'espace des caractéristiques de la fonction sous-optimal. Les expériences sont conduites pour deux bases de données: Cambridge ORL et recadrée par Yale B. A partir des résultats expérimentaux, on peut vérifier qu'en employant les deux techniques de prétraitement et ABPSO, le taux de reconnaissance est nettement améliorée avec en grande partie réduit l'ensemble des traits sélectionnés. Ils arrivent à :

- un taux de reconnaissance moyen de 95.6833% pour une résolution de 60%, DCT 34x34 et un nombre moyen de fonctions sélectionnées égal à 453 sur la BDD ORL.
- un taux de reconnaissance moyen de 97.6988% pour une résolution de 60%, DCT 58x58 et un nombre moyen de fonctions sélectionnées égal à 1193 sur la BDD Yale.

Les expériences sur les ORL et les bases de données recadrées Yale B montrent que l'algorithme génère de meilleurs résultats illustrant le taux de reconnaissance élevé avec jeu minimaliste des fonctions sélectionnées. Les résultats obtenus, en comparaison avec ceux obtenus par [21], se

trouvent pour donner le taux de reconnaissance plus élevée avec une réduction de près de 50% du nombre d'entités sélectionnées.

**Tableau 2.3** Comparaison des taux de reconnaissance de divers algorithmes FR

Méthode	Taux de Reconnaissance	Conditions Test
<b>Hybride NN: NN convolution</b>	96.2%	DB (400 images de 40 personnes). Temps de classification < 5 s pour RF Temps de formation = 4 h.
<b>Hidden Markov model (HMMs)</b>	87%	-
<b>SVM avec arbre binaire</b>	91.21% pour SVM et 84.86 pour la classification centre le plus proche (NCC)	Comparaison des SVM avec Eigenfaces utilisant CCN
<b>Visages propres</b>	90%	-
<b>2D-HMM</b>	95%	Temps de traitement moyen = 22 s pour motif de visages avec 40 classes
<b>DWT+PSO (FS)</b>	94.7%	-
<b>DMWT+PSO (FS)</b>	<b>96.8%</b>	Quatre images / personne utilisés dans l'ensemble de la formation Six restantes utilisés pour le test Temps de formation < 3 mn Temps test = 0,05 s

### **2.3 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons passé en revue les approches récentes d'optimisation de SRV 3D utilisant le PSO. Le problème d'optimisation sous forme de deux méthodes :

- Les méthodes classiques ;
- Les méthodes modernes.

Les méthodes classiques ne présentent pas de grandes difficultés. Ces méthodes sont généralement simples à implémenter, mais elles ne présentent pas un modèle automatique car elles nécessitent des solutions initiales pour le départ qui seront améliorées par la suite. Les méthodes modernes sont les plus adaptées à la classification non supervisée car elles évoluent d'une manière automatique, l'optimisation par essaim de particules est l'une de ces méthodes. Dans le chapitre suivant nous présentons le principe de model OEP.

## Chapitre 3

# Etude de l'approche SRV 3D à base de PSO

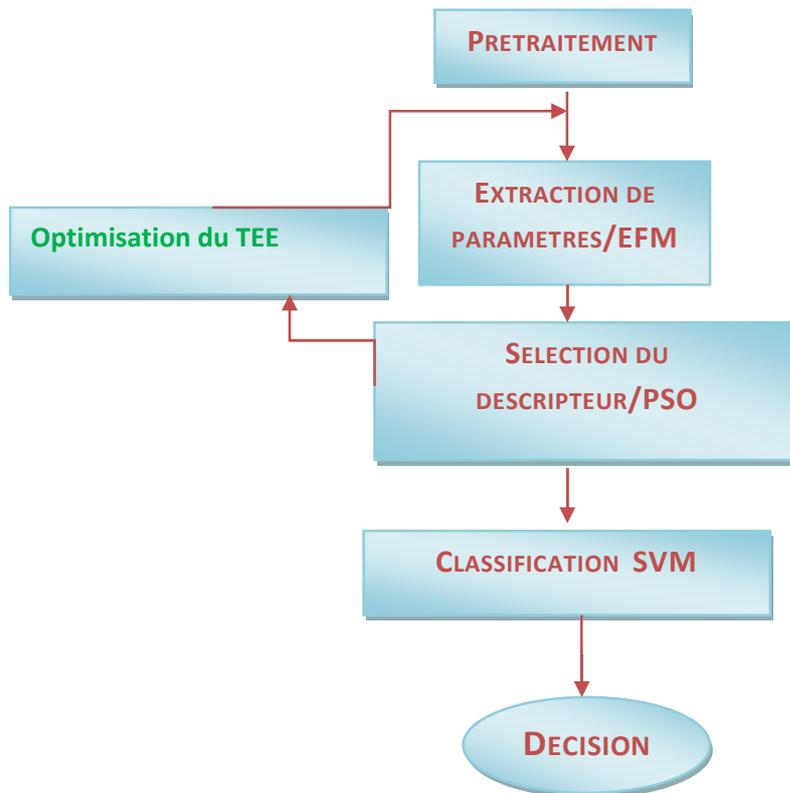
### 3.1 Introduction

La biométrie du visage sur un côté opportunités présentes, mais en même temps l'acquisition de la biométrie correctes à partir du visage images continue d'être un problème de recherche ouvert. Certaines questions restent invariantes sur la biométrie de pose et d'expression, pilosité faciale excessive et des lunettes qui couvrent grande partie du visage, le temps de traitement des données, etc.

Notre approche est une combinaison de fonctionnalités et surtout l'optimisation du SRV3D pour assurer la reconnaissance et l'authentification du visage 3D. Nous nous concentrons sur la recherche de fonctionnalités robustes et précises, sans aucune intervention de l'utilisateur. Le système est en général divisé en trois parties: l'acquisition de données, l'extraction de caractéristiques et d'authentification ou de reconnaissance. Le temps de fonctionnement de la cameras est une fraction de seconde, tout reste du temps est consacré au logiciel pour générer un maillage triangulaire du visage, ce qui prend quelques secondes. Le maillage triangulaire est le moyen de représentation le plus commun pour représenter les données 3D à partir de systèmes de numérisation. La phase d'extraction de caractéristiques est basée sur la classification par surface de formes utilisant les courbures, trouver des symétries, les points critiques et les courbes de profil, le nez et d'autres parties concernées biométrique du visage. Enfin, le module d'authentification / reconnaissance effectue des comparaisons de la face d'entrée par rapport à la base de données.

Notre méthode peut gérer différentes poses de visages avec différentes expressions faciales qui peuvent inclure des cheveux sur le visage. L'entrée peut contenir en plus du balayage visage la zone de la partie supérieure du corps avec des vêtements. Nous augmentons la discrimination par le biais d'un système d'extraction de caractéristiques. [22]

## 3.2 Présentation du SRV3D à base de PSO

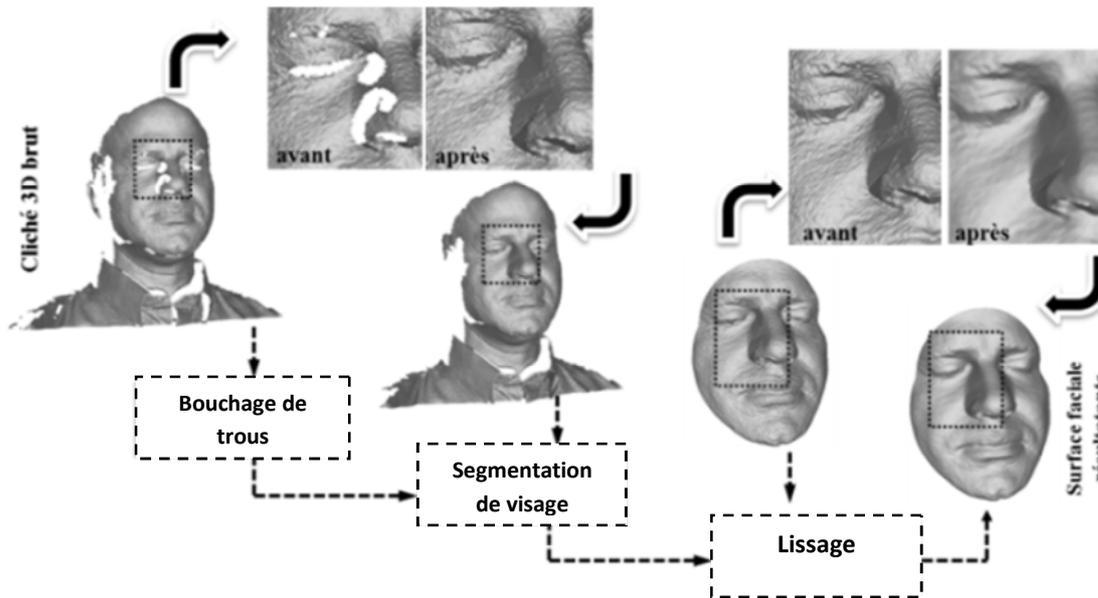


**Figure 3.1** : Schéma global de l'optimisation du SRV 3D

### 3.2.1 Prétraitement

Les données issues de scanners laser 3D sont généralement bruitées (bruit sous forme de pics). Elles comportent, également, des trous dus aux occlusions ou à l'absorption du plan laser par certaines parties du visage comme l'iris ou les sourcils. D'autres parties apparaissent sur les images de profondeur produites comme les cheveux et les vêtements nécessitent d'être supprimées pour ne garder que la partie informative ou utile du visage. Pour toutes ces raisons, nous avons mis en place une procédure simple, efficace et entièrement automatisée de prétraitement d'un visage 3D donné en entrée. Elle consiste, dans un premier temps, à lire et à filtrer avec un filtre médian l'image de profondeur acquise par le biais du scanner afin d'éliminer le bruit sous forme de pics. Dans une seconde étape, elle bouche les trous par l'introduction d'un algorithme d'interpolation bidimensionnelle. Ensuite, la partie utile du visage est localisée à l'intérieur d'une sphère ayant comme centre le pic du nez et un rayon égal à 100mm. Enfin, la partie extraite est lissée pour enlever les granularités présentes sur la

surface faciale. On obtient alors un masque lisse de la surface faciale prête à être utilisé dans la reconnaissance. La **Figure 3.2** illustre l'algorithme pour produire ce masque et l'image de profondeur du visage. [23]



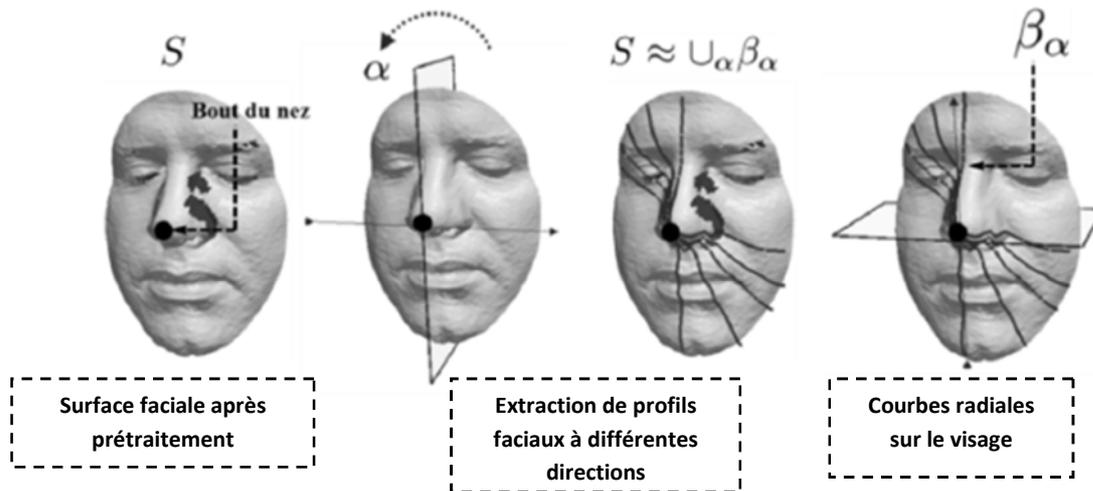
**Figure 3.2** : Procédure de prétraitement de visages 3D. [24]

La détection du bout du nez nécessite une première coupe sagittale au niveau du centre de gravité qui donne un profil horizontal. Le maximum de ce profil sert comme point de référence d'une seconde coupe verticale qui donne naissance à un profil horizontal. Le maximum de ce profil est interprété comme le bout du nez. Donc à produire des masques faciaux prêts à utiliser pour la reconnaissance.

### 3.2.2 Extraction de paramètre

Le but est d'extraire les caractéristiques du visage qui peuvent le rendre à la fois différent de celui des autres personnes et robuste aux variations de la personne elle-même. C'est l'information nécessaire pour que le visage d'une personne ne ressemble pas à celui d'une autre personne et en même temps qu'il ressemble à lui-même dans d'autres conditions d'acquisition. Au début des travaux sur la reconnaissance de visage, on a estimé qu'une représentation du visage devait passer par l'utilisation de la bouche, des yeux, du nez, de leurs positions relatives et de leur géométrie. Mais cette procédure a montré ses limites. Il faut alors

une analyse plus poussée du visage pour trouver d'autres caractéristiques. Dans certaines méthodes, on n'utilise d'ailleurs que la détection des yeux pour normaliser le visage et on fait ensuite une étude globale du visage (algorithme type ACP, LDA, EFM etc.)



**Figure 3.3** : Procédure d'extraction de courbes radiales. [24]

L'extraction de caractéristiques est une section essentielle dans la reconnaissance des formes. C'est une clé pour améliorer la précision de la reconnaissance pour obtenir les fonctions de discrimination efficaces. La PCA (Principal Component Analysis) et la FLDA (Fisher Linear Discrimination Analysis) sont largement utilisés dans les méthodes d'extraction proposées dans le domaine de la reconnaissance faciale. La FLDA extrait les fonctions de discrimination optimales par maximisation de la matrice de dispersion entre les classes et la minimisation de la matrice de dispersion à l'intérieur de la classe simultanément. Toutefois, la FLDA est confronté à des problèmes de petite taille des échantillons (SSS) et le singularité au sein de la classe de matrice de dispersion dans le visage reconnaissance. **Kirby et al.** ont d'abord utilisé la transformation de Karhunen-Loeve pour représenter des images de visage. Turk et al. ont proposé appliqué la transformation de Karhunen-Loeve appliquée à la reconnaissance faciale, la méthode de Eigenface qui est aussi appelé PCA. Néanmoins, le PCA extrait uniquement les fonctions de représentation optimale en vue de reconstruire des images de visage plutôt que les fonctions de discrimination optimales pour la reconnaissance du visage, de sorte que la méthode PCA directe ne pouvait pas obtenir la meilleure précision de la reconnaissance. Belhumeur et al. proposent la méthode Fisherface, qui utilise d'abord la PCA afin de réduire la dimension des images de visage et ensuite utilise la FLDA pour reconnaître les visages. Fisherfaces améliore la précision de la reconnaissance et évite la

singularité de la matrice de dispersion à l'intérieur de la classe de la FLDA, donc elle est largement utilisé pour la trame, qui utilise d'une part la réduction de dimension la PCA et de discrimination de la face dans l'espace réduit.

### 3.2.3 Le modèle discriminant linéaire amélioré de Fisher (Enhanced Fisher linear discriminant Model (EFM))

Ce modèle discriminant linéaire de **Fisher** améliore la capacité de généralisation de la **FLD** en décomposant la procédure **FLD** en diagonalisation simultanée des deux matrices de dispersion intra-classe et inter-classe. La diagonalisation simultanée est une étape sagement équivalente à deux opérations comme l'a souligné **Fukunaga**. Blanchiment de la matrice de dispersion intra-classe et l'application de la ACP sur la matrice de dispersion intrre-classe en utilisant les données transformées. Durant l'opération du blanchiment de la matrice de dispersion intra-classe apparaisse dans le dénominateur de la séparabilité des petites valeurs propres qui tendent à capturer du bruit. Pour atteindre des performances améliorées l'EFM préserve un équilibre approprié entre la sélection des valeurs propres (correspondant à la composante principale de l'espace de l'image originale) qui tiennent compte de la plupart de l'énergie spectrale des données brutes, c.-à-d., représentation adéquate et l'exigence que les valeurs propres de la matrice de dispersion intra-classe (de l'espace ACP réduit) ne sont pas trop petites, c.-à-d., meilleure généralisation. [25]

Le choix de rang des composantes principales ( $m$ ) pour la réduction de la dimension, prend en compte de l'ordre de grandeur de l'énergie spectrale. Les valeurs propres de la matrice de covariance fournissent un bon indicateur pour répondre au critère de l'énergie. Il faut ensuite calculer les valeurs propres de la matrice de dispersion intra-classe dans l'espace **ACP** réduit pour faciliter le choix du rang des composantes principales de sorte que l'exigence de grandeur est respectée. A cette fin, on effectue la **FLD** par des étapes comme décrit ci-dessous. En particulier, ces étapes **FLD** permettent de trouver les valeurs propres et les vecteurs propres de  $S_w$  comme résultat de la diagonalisation simultanée de  $S_w$  et  $S_b$ .

Alors les étapes de l'EFM sont présentées comme suit :

- Blanchissons d'abord la matrice de dispersion intra-classe :

$$S_w^{-1} S_w = I \tag{3.1}$$

$$S_w^{-1} S_b = S_w^{-1} S_b \tag{3.2}$$

Où  $V, \Lambda \in$  sont la matrice des vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres de  $S_w$  respectivement.

Donc, EFM diagonalise en premier lieu la matrice de dispersion intra-classe  $S_w$  (3.1) et (3.2). Notez que  $V$  et  $\Lambda$  sont les matrices des vecteurs propres et des valeurs propres correspondants aux vecteurs caractéristiques.

- En second lieu EFM procède à calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classe comme suit:

$$/ \quad / = \quad (3.3)$$

- Diagonalisons maintenant la nouvelle matrice de dispersion inter-classe  $K_b$  :

$$= \quad = \quad (3.4)$$

Où  $V_b, \Lambda_b \in$  sont la matrice des vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres de  $K_b$  respectivement.

- La matrice de transformation globale de l'EFM est définie comme suit :

$$= \quad / \quad (3.5)$$

### 3.3 Classification

#### 3.3.1 Classification par mesure de similarités

##### 3.3.1.1 Comparaisons entre deux vecteurs

Lorsqu'on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques issus du module d'extraction de caractéristiques d'un système biométrique, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence).

La première catégorie de distances est constituée de distances Euclidiennes et sont définies à partir de la *distance de Minkowski d'ordre p* dans un espace euclidien  $R^N$  (N déterminant la dimension de l'espace euclidien).

Considérons deux vecteurs  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  et  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ , la *distance de Minkowski d'ordre p* notée  $L_p$  est définie par :

$$L_p = \left( \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \quad (3.6)$$

Nous allons présenter quelques mesures de distance dans l'espace original des images puis dans l'espace de Mahalanobis. [26]

### 1) Distances Euclidiennes

- Distance City Block ( $L_1$ )

Pour  $p = 1$ , on a :

$$L_1(x, y) = \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \quad (3.7)$$

- Distance Euclidienne ( $L_2$ )

Pour  $p = 2$ , on a :

$$L_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^2} \quad (3.8)$$

### 2) Distances dans l'Espace de Mahalanobis

Soit  $u$  et  $v$  deux vecteurs propres de  $J_m$ , issus de l'algorithme PCA, et  $m$  et  $n$  deux vecteurs de  $E_{Mah}$ . Soit  $\lambda_i$  les valeurs propres associées aux vecteurs  $u$  et  $v$ , et  $\sigma_i$  l'écart type, alors on définit  $\lambda_i = \sigma_i^2$ . Les vecteurs  $u$  et  $v$  sont reliés aux vecteurs  $m$  et  $n$  à partir des relations suivantes :

$$m_i = \frac{u_i}{\sigma_i} = \frac{u_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad \text{et} \quad n_i = \frac{v_i}{\sigma_i} = \frac{v_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad (3.9)$$

- Mahalanobis  $L_1$  (Mah $L_1$ )

$L_1$  est définie par :

$$Mah_{L_1}(u, v) = \sum_{i=1}^N |m_i - n_i| \quad (3.10)$$

- Mahalanobis  $L_2$  (Mah $L_2$ )

$L_2$  est définie par :

$$Mah_{L_2}(u, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |m_i - n_i|^2} \quad (3.11)$$

Par défaut, lorsqu'on parle de distance de Mahalanobis, c'est à cette distance que l'on doit se référer.

#### 3.3.1.2 Comparaisons entre deux matrices

Dans Yang a proposé une nouvelle mesure de similarité au plus proche voisin pour la reconnaissance de visages. La distance de Yang se base sur la classification de matrices

caractéristiques obtenues par l'ACP2D. Cette distance a été, également, adoptée par **Visani et al.** et **Bengherabi** elle est définie pour deux matrices caractéristiques réduites

$$= [ \begin{pmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \end{pmatrix} ] \text{ et } = [ \begin{pmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \end{pmatrix} ] \text{ comme suit :}$$

$$d(Y_i, Y_j) = \sum_{k=1}^{d_1} \|y_k^{(i)} - y_k^{(j)}\|_2 \tag{3.12}$$

Où  $\|y_k^{(i)} - y_k^{(j)}\|_2$  désigne la distance Euclidienne entre les deux vecteurs  $y_k^{(i)}$  et  $y_k^{(j)}$  d'où:

$$d(Y_i, Y_j) = \sum_{k=1}^{d_1} \left( \sum_{h=1}^n (y_{hk}^{(i)} - y_{hk}^{(j)})^2 \right)^{1/2} \tag{3.13}$$

Avec  $\begin{pmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \end{pmatrix} = [ \begin{pmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \end{pmatrix} ]$  et  $\begin{pmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \end{pmatrix} = [ \begin{pmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \end{pmatrix} ]$ .

**Zuo** a proposé l'Assembled Matrix Distance: **AMD** définie par:

$$d(Y_i, Y_j) = \left( \sum_{k=1}^{d_1} \left( \sum_{h=1}^n (y_{hk}^{(i)} - y_{hk}^{(j)})^2 \right)^{p/2} \right)^{1/p} \text{ avec } p > 0 \tag{3.14}$$

pour laquelle la distance de Yang est obtenue pour  $p = 1$  et la distance de Frobenius pour  $p = 2$ .

### 3.3.2 Classification par Machine à Vecteurs de Support (SVM)

En 1992, **Boser et al.** [27] ont suggéré un moyen de créer des classificateurs non linéaires en appliquant l'astuce du noyau à hyperplans maximum de marge [28]. Les cartes SVM les données d'entraînement sur espace de caractéristiques dimensionnelles quoique noyau fonctions  $K(x_i, x_j)$ . Ces fonctions du noyau remplissent la condition de Mercer théorème et peuvent se substituer aux produits scalaires  $(x_i, x_j)$  de l'espace d'originalité. La limite de décision est linéaire dans cet espace. Par conséquent, la technologie linéaire ci-dessus peut être utilisé directement. Il existe plusieurs types de fonctions du noyau comme polynôme (homogène) fonction polynomiale (non homogène), fonction de base radiale gaussienne (RBF) et la fonction tangente hyperbolique. Dans notre expérimentation, nous utilisons des SVM avec le noyau de la fonction de base radiale gaussienne, de ce fait a un meilleur taux de reconnaissance.[18]

Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machine : **SVM**) également appelés Séparateurs à Vaste Marges, introduits par **Vapnik** est utilisée dans la fusion de données. Ils ont pour but de définir un hyperplan de séparation entre les deux classes, hyperplan qui

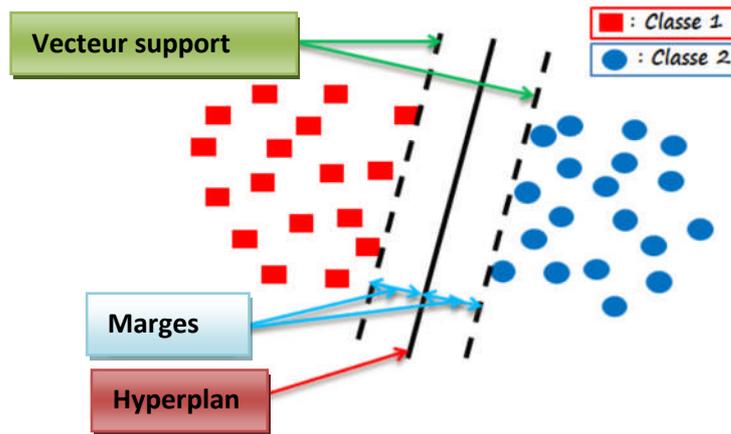
minimise l'erreur de classification sur un ensemble d'apprentissage. Cette méthode d'apprentissage supervisée peut apprendre une séparatrice plus ou moins complexe selon la nature du noyau choisi. Le noyau le plus simple est le noyau linéaire qui correspond à chercher une séparatrice linéaire dans l'espace à  $N$  dimensions des scores. [25]

### 3.3.2.1 Principe de la technique SVM

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière. L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode.

Le but des fonctions noyau est de transformer l'espace initial (des scores à  $N$  dimensions) en un espace de dimension **plus grande** dans lequel les données pourraient être linéairement séparables. La séparatrice est donc toujours linéaire dans l'espace transformé par la fonction noyau, mais ne l'est plus dans l'espace des scores.

Le but du **SVM** est donc de trouver une séparatrice qui minimise l'erreur de classification sur l'ensemble d'apprentissage mais qui sera également performante en généralisation sur des données non utilisées en apprentissage. Pour cela le concept utilisé est celui de marge (d'où le nom de séparateurs à vaste marge). La marge est la distance quadratique moyenne entre la séparatrice et les éléments d'apprentissage les plus proches de celle-ci appelés vecteurs de support (**figure 3.4**). Ces éléments sont appelés vecteurs de support car c'est uniquement sur ces éléments de l'ensemble d'apprentissage qu'est optimisée la séparatrice.



**Figure 3.4 :** Séparation linéaire dans un espace à deux dimensions. [29]

**Hyperplan optimal :** est un Hyperplan qui classe correctement les données (lorsque c'est possible) et qui se trouve le plus loin possible de tous les exemples, on peut dire aussi que cet hyperplan maximise la marge.

**Vecteurs de support :** ce sont les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan.

**La marge :** est la distance entre l'hyperplan et les exemples. La marge est calculée à partir du produit scalaire entre les vecteurs situés la frontière de chaque classe et le vecteur unitaire normal de l'hyperplan séparateur.

Tout classifieur a pour but de classifier un élément  $x$ , ici  $x = (s_1, \dots, s_N)$  est un vecteur de scores de dimension  $N$ , dans l'une des classes possibles. Dans notre problème il y a deux classes, Client ou Imposteur, dont l'étiquette sera noté  $y$  avec  $y = -1$  et  $1$ ,  $-1$  correspondant à la classe des Imposteurs et  $1$  à la classe des Clients. Le classifieur a donc pour but de déterminer

$$f \text{ telle que : } \quad y = f(x) \quad (3.15)$$

Le SVM a pour but de trouver la meilleure séparatrice linéaire (en terme de marge maximale, c'est à dire la meilleure généralisation) dans l'espace transformé par la fonction de noyau  $K$ , c'est à dire de déterminer le vecteur  $w$  et la constante  $b$  tels que la séparatrice ait pour équation:

$$w \cdot k(x) + b = 0 \quad (3.16)$$

La distance entre un point de l'espace  $x_i$  et l'hyperplan d'équation  $w \cdot K(x) + b = 0$  est égale à :

$$d(x_i) = \frac{|w \cdot k(x_i) + b|}{\|w\|} \quad (3.17)$$

Pour maximiser la marge, il faut donc minimiser tout en maximisant  $w.K(x_i) + b$  pour les  $x_i$  définis comme vecteurs de support. Ces vecteurs de supports sont les  $x_i$  pour  $i = 1 : m$  de la base d'apprentissage tels que  $w.K(x_i) + b = \pm 1$ .

La résolution de ce problème d'optimisation est faite par l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange où le Lagrangien est donné par :

$$L(w, b, \alpha) = -\|w\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i (w \cdot K(x_i) + b - 1) \tag{3.18}$$

Avec les coefficients  $\alpha_i$  appelés multiplicateurs de Lagrange. Pour résoudre ce problème d'optimisation, il faut minimiser le Lagrangien par rapport à  $w$  et  $b$  et le maximiser par rapport à  $\alpha_i$ .

Dans la pratique, il est souvent impossible de trouver une séparatrice linéaire (même dans l'espace transformé par la fonction noyau) car il y a toujours des erreurs de classification. Il a donc été introduit par **Vapnik** la technique de marge souple. Ce principe de marge souple tolère les mauvais classements par l'introduction de variables de marge qui permettent de relâcher les contraintes sur les éléments d'apprentissage qui ne doivent plus être à une distance supérieure ou égale à 1 de la marge (l'égalité correspondant aux vecteurs de support), mais à une distance supérieure ou égale à  $1 - \xi_i$ , c'est à dire :

$$w \cdot K(x_i) + b \geq 1 - \xi_i \tag{3.19}$$

Avec  $\xi_i \geq 0$  pour  $i = 1 : M$ ,  $M$  étant le nombre d'éléments de la base d'apprentissage.

Le problème d'optimisation est donc modifié et le Lagrangien devient :

$$L(w, b, \alpha, C) = -\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i - \sum_{i=1}^M \alpha_i (w \cdot K(x_i) + b - 1 + \xi_i) \tag{3.20}$$

Où  $C$  est une constante strictement positive qui permet de régler le compromis entre le nombre d'erreurs de classification et la largeur de la marge.

### 3.4 Optimisation par Essaim de particules

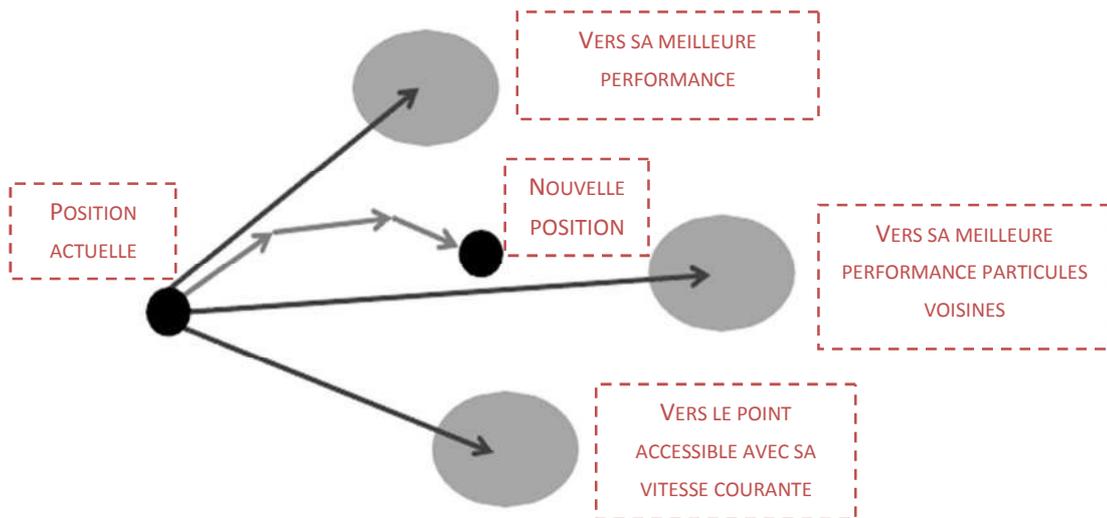
#### 3.4.1 Principe général

L'optimisation par essaim particulaire (OEP), ou Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim. L'information locale et la mémoire de chaque individu sont utilisées pour décider de son déplacement. Des règles simples, telles que « rester proche des autres individus », « aller dans une même direction » ou « aller à la même vitesse », suffisent pour maintenir la cohésion de l'essaim, et permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs.

L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules. Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (le vecteur solution) et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance (en position et en valeur) et de la meilleure performance atteinte par les particules « voisines » (informatrices) : chaque particule dispose en effet d'un groupe d'informatrices, historiquement appelé son voisinage. Un essaim de particules, qui sont des solutions potentielles au problème d'optimisation, « survole » l'espace de recherche, à la recherche de l'optimum global. Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

1. Une composante d'inertie : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement;
2. Une composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée ;
3. Une composante sociale : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

La stratégie de déplacement d'une particule est illustrée dans la **figure 3.5**.



**Figure 3.5:** Déplacement d'une particule. [30]

### 3.4.2 Formalisation

Dans un espace de recherche de dimension  $D$ , la particule  $i$  de l'essaim est modélisée par son vecteur position  $\vec{p} = (p_1, \dots, p_D)$  et par son vecteur vitesse  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_D)$ . La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note  $\vec{p}_{best} = (p_{best1}, \dots, p_{bestD})$ . La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est notée  $\vec{p}_{gbest} = (p_{gbest1}, \dots, p_{gbestD})$ . Nous nous référons à la version globale de PSO, où toutes les particules de l'essaim sont considérées comme voisines de la particule  $i$ , d'où la notation  $\vec{p}_{gbest}$  (3.21).

Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière aléatoire/régulière dans l'espace de recherche du problème. Ensuite, à chaque itération, chaque particule se déplace, en combinant linéairement les trois composantes citées ci dessus. En effet, à l'itération  $t + 1$ , le vecteur vitesse et le vecteur position sont calculés à partir de l'équation (3.21) et de l'équation (3.22), respectivement. [30]

$$v_i = v_i + c_1 \cdot (p_{best} - p_i) + c_2 \cdot (p_{gbest} - p_i) + v_i - v_i$$

$$\{ p_1, \dots, p_D \} \tag{3.21}$$

$$\vec{v}_i = w \vec{v}_i + c_1 r_1 (\vec{p}_{best} - \vec{x}_i) + c_2 r_2 (\vec{g}_{best} - \vec{x}_i) \quad (3.22)$$

où  $w$  est une constante, appelée coefficient d'inertie ;  $c_1$  et  $c_2$  sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération ;  $r_1$  et  $r_2$  sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans  $[0, 1]$ , à chaque itération  $t$  et pour chaque dimension  $i$ .

Les trois composantes mentionnées ci-dessus (i.e. d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation (3.12) par les termes suivants :

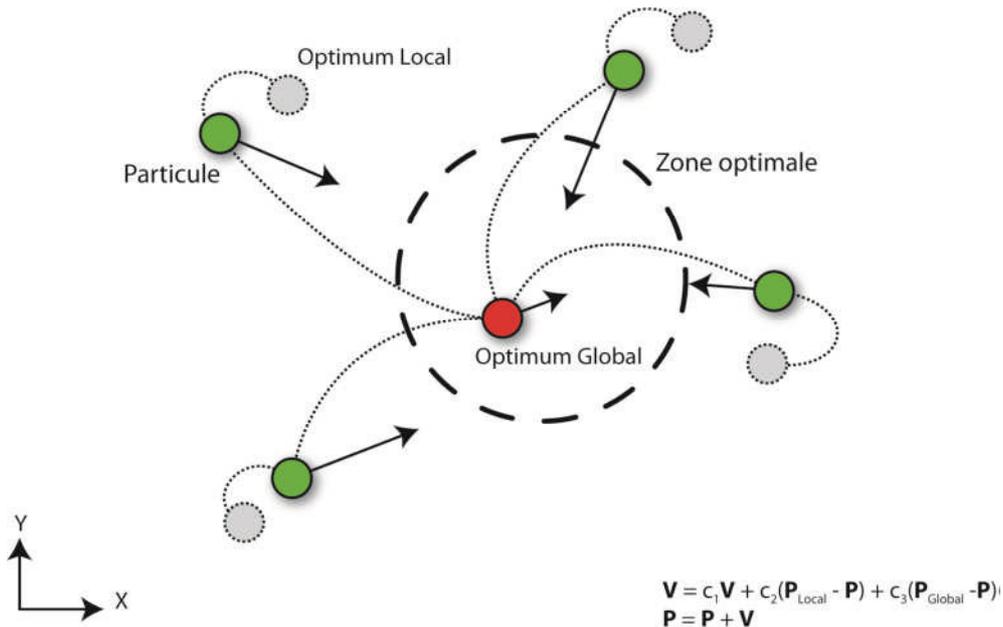
1.  $w \vec{v}_i$  correspond à la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre  $w$  contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
2.  $c_1 r_1 (\vec{p}_{best} - \vec{x}_i)$ , correspond à la composante cognitive du déplacement, où le paramètre  $c_1$  contrôle le comportement cognitif de la particule ;
3.  $c_2 r_2 (\vec{g}_{best} - \vec{x}_i)$  correspond à la composante sociale du déplacement, où le paramètre  $c_2$  contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs  $\vec{v}_i$  et  $\vec{x}_i$  sont mis à jour, à l'itération  $t+1$ , suivant les deux équations (3.23) (dans le cas d'une minimisation) et (3.24) (dans une version globale de PSO), respectivement.

$$\vec{v}_i(t+1) = \begin{cases} \vec{v}_i(t), & \text{si } f(\vec{x}_i(t+1)) \geq f(\vec{x}_i(t)), \\ \vec{v}_i(t+1) \text{ Sinon} & \end{cases} \quad (3.23)$$

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1), \quad \text{si } \vec{x}_i(t+1) \leq \vec{x}_{min} \text{ ou } \vec{x}_i(t+1) \geq \vec{x}_{max} \quad (3.24)$$

## PSO

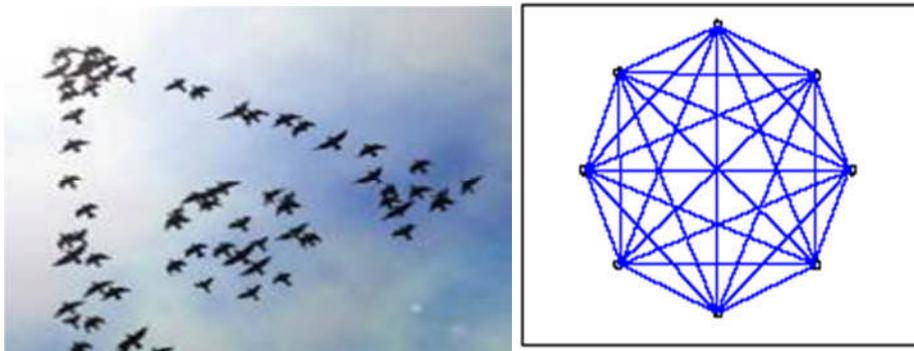


**Figure 3.6** Optimisation par essaim de particules (PSO). [31]

### 3.4.3 Notion de voisinage

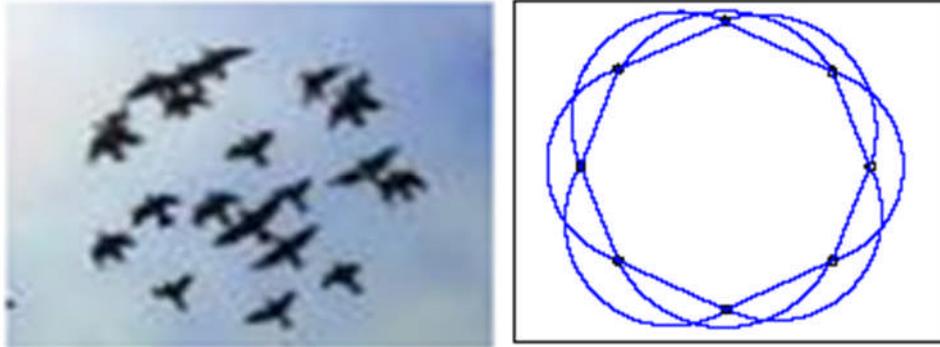
Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. En général, pour une nuée d'oiseaux, le voisinage suit trois types de topologies :

- Topologie en étoile (**figure 3.7**) : le réseau social est complet, chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée gbest et communique avec les autres.



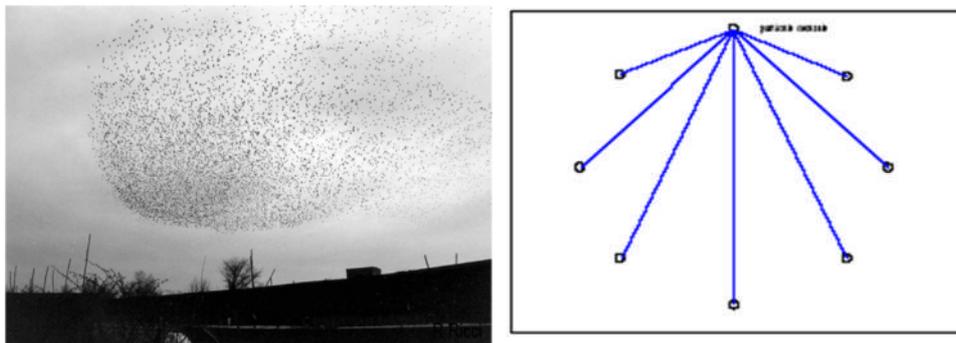
**Figure 3.7** : Voisinage étoile. [32]

- Topologie en anneau (**figure 3.8**) : chaque particule communique avec  $n$  ( $n = 3$ ) voisines immédiates. Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local notée  $lbest$ .



**Figure 3.8:** Voisinage Anneau. [32]

- Topologie en rayon (**figure 3.9**) : une particule "centrale" est connectée à toute les autres. Seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure, si cela provoque une amélioration l'information est propagée aux autres.



**Figure 3.9:** Voisinage rayon. [32]

### 3.4.4 Algorithme de PSO

Dans un système de PSO, un essaim d'individus (particules) volent dans l'espace de recherche. Chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation. La position d'une particule est influencée par la meilleure position visitée par elle-même (c.-à-d. ses propres expériences) et la position de la meilleure particule dans son voisinage (c.-à-d. l'expérience des particules voisines). Quand le voisinage d'une particule est l'essaim entier, la meilleure position dans le voisinage exprime la meilleure particule globale, et l'algorithme résultant désigné sous le nom d'un PSO *gbest*. Si le voisinage est petit l'algorithme est généralement connue sous le nom de PSO *lbest*. [32]

La performance de chaque particule (c.-à-d. la convergence du particule vers l'optimum global) est mesurée en utilisant une fonction de forme physique qui change selon le problème d'optimisation.

Chaque particule dans l'essaim est représentée par les caractéristiques suivantes :

- $x_i$  : La position actuelle de la particule.
- $v_i$  : La vitesse courante de la particule.
- $y_i$  : La meilleure position personnelle de la particule.
- $\hat{y}_i$  : La meilleure position de voisinage de la particule.

La meilleure position personnelle de la particule  $i$  est la meilleure position (c.-à-d. celle ayant pour résultat la meilleure valeur de forme physique) visitée par la particule  $i$  jusqu'ici. La mise à jour de la meilleur position du particule et comme suit :

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) \text{ si } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) \text{ si } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (3.25)$$

Pour le modèle gbest, la meilleure particule est déterminée à partir de l'essaim entier par le choix de la meilleure position personnelle. Si la position de la meilleure particule est notée par le vecteur  $\hat{y}_i$  alors :

$$\hat{y}(t) \in \{y_0, y_1, \dots, y_s\} = \min\{f(y_0(t)), f(y_1(t)), \dots, f(y_s(t))\} \quad (3.26)$$

où  $s$  indique la taille de l'essaim.

L'étape de la mise à jour de vitesse est indiquée pour chaque dimension  $j \in 1, \dots, N_d$  par conséquent,  $v_{i,j}$  représente le  $j^{\text{ième}}$  éléments du vecteur de vitesse de la  $i^{\text{ième}}$  particule. Ainsi la vitesse de la particule  $i$  est mise à jour en utilisant l'équation suivante :

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + \rho_1(t)(y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + \rho_2(t)(\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t)) \quad (3.27)$$

Ou :  $w$  est le facteur d'inertie.

$c_1$  et  $c_2$  sont les constantes d'accélération.

$r_{1,j}$  et  $r_{2,j}$  suivent une loi uniforme.

La position de la particule  $i$ ,  $x_i$  est mise à jour par l'équation suivante :

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \tag{3.28}$$

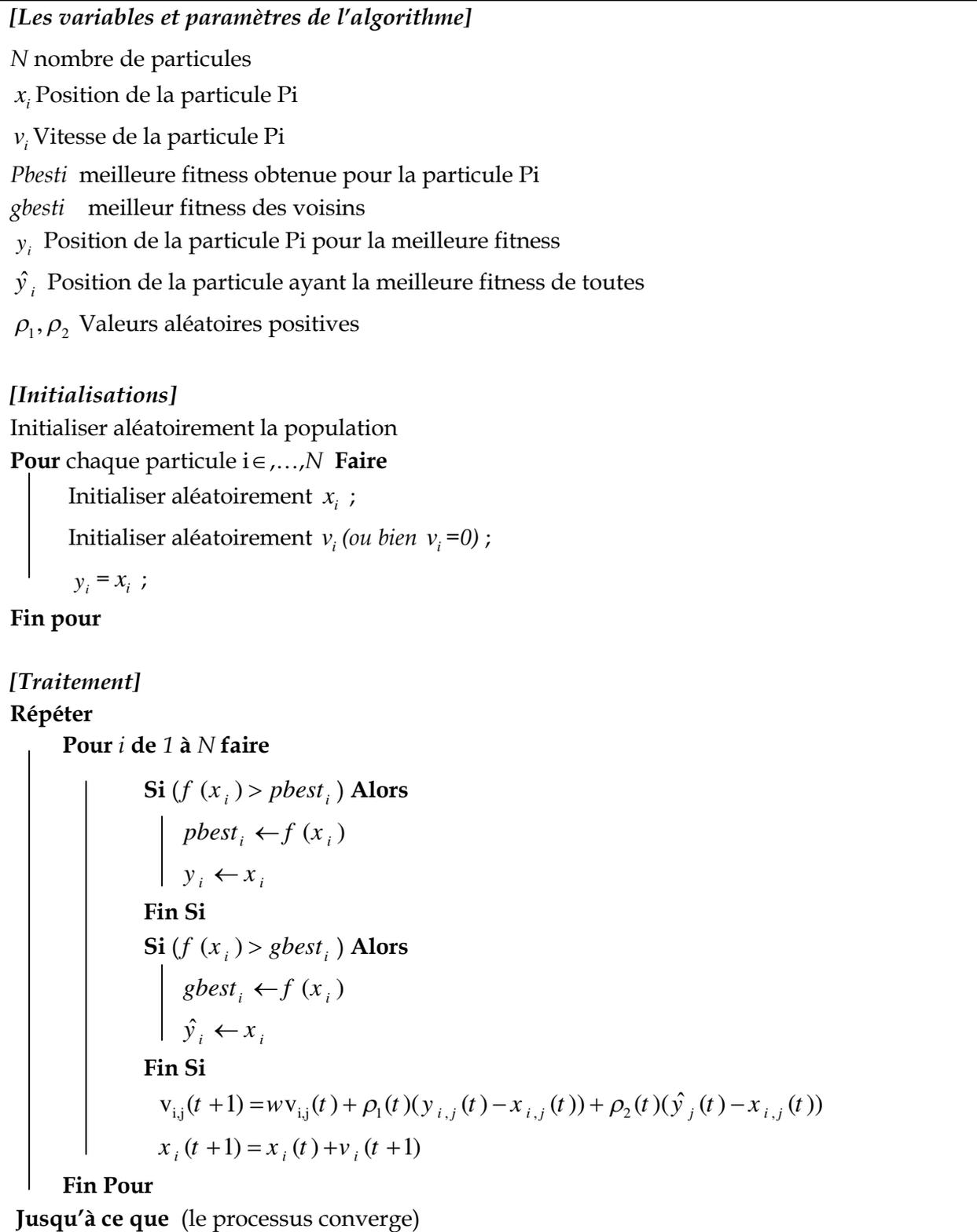
C'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules.

Si l'on considère  $N$  particules et que chaque particule compare sa nouvelle position à sa meilleure position obtenue, c'est-à-dire qu'on ne prend pas compte du voisinage puisqu'on utilise uniquement l'amélioration obtenue sur la particule elle-même, cela donne l'algorithme 1 présenté par la **figure (3.10)**.  $f$  étant la fonction de fitn

```

[Les variables et paramètres de l'algorithme]
N nombre de particules
 $x_i$  Position de la particule  $P_i$ 
 $v_i$  Vitesse de la particule  $P_i$ 
 $P_{best_i}$  meilleure fitness obtenue pour la particule  $P_i$ 
 $y_i$  Position de la particule  $P_i$  pour la meilleure fitness
 $\rho$  Valeur aléatoire positive
[Initialisations]
Initialiser aléatoirement la population
Pour chaque particule  $i \in \{1, \dots, N\}$  Faire
    Initialiser aléatoirement  $x_i$  ;
    Initialiser aléatoirement  $v_i$  (ou bien  $v_i = 0$ ) ;
     $y_i = x_i$  ;
Fin pour
[Traitement]
Répéter
    Pour  $i$  de 1 à  $N$  faire
        Si ( $f(x_i) > p_{best_i}$ ) Alors
             $p_{best_i} \leftarrow f(x_i)$ 
             $y_i \leftarrow x_i$ 
        Fin Si
         $v_i(t+1) \leftarrow v_i(t) + \rho(y_i(t) - x_i(t))$ 
         $x_i(t+1) \leftarrow x_i(t) + v_i(t+1)$ 
    Fin Pour
Jusqu'à ce que (le processus converge)
    
```

**Figure 3.10:** Pseudo code du PSO lbest (sans voisinage). [32]



**Figure 3.11:** Pseudo code du PSO gbest (avec voisinage). [32]

Plus une particule est éloignée de la meilleure solution globale et de sa meilleure Solution, plus sera importante la variation de sa vitesse afin de faire bouger la particule Vers les meilleures solutions. Les variables aléatoires  $\rho_1$  et  $\rho_2$  peuvent être définie de la façon suivante :

$$\begin{cases} \rho_1 = c_1 r_{1,j} \\ \rho_2 = c_2 r_{2,j} \end{cases} \quad (3.29)$$

$r_1$  et  $r_2$  suivent une loi uniforme sur  $[0..1]$  et  $c_1$  et  $c_2$  sont constantes et représentent une accélération positive, avec  $c_1 + c_2 \leq 4$

L'algorithme s'exécute tant qu'un critère de convergence n'a pas été atteint. Cela peut être :

- Un nombre fixe d'itérations.
- En fonction de la fitness.
- Lorsque la variation de vitesse est proche de 0.

Cet algorithme peut être facilement modifié pour utiliser un voisinage en anneau par exemple. Les boucles devront se faire sur le voisinage et on déterminera  $x_{lbest}$  qui remplacera  $\hat{y}_i$ .

### 3.5 Conclusion

D'après cette section de notre mémoire nous pouvons dire que l'optimisation par essaim de particules est une méthode très simple elle se base sur l'outil mathématique, connu tel que la vitesse, la position, l'inertie, la distance, la mesure d'erreur et la fonction de fitness. Ces équations sont connues par leur simplicité et leur efficacité. Ce qui fait que le PSO est simple à implémenter dans un autre algorithme. Une phase d'initialisation est nécessaire pour l'algorithme et constitue ses conditions initiales. Dans cette phase les paramètres du PSO sont choisis d'une façon aléatoire, ce qui permet le démarrage de l'algorithme, Le choix aléatoire du nombre de particule assure l'effet automatique dans l'optimisation. Dans le chapitre suivant nous aborderons la conception de l'optimisation de système de reconnaissance du visage 3D et nos résultats.

## Chapitre 4

# Conception de l'optimisation de SRV3D

# &

# Résultats

## 4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons présenté l'étude et la conception du système de reconnaissance 3D de visages. Nous consacrons ce chapitre à l'implémentation du modèle étudié, la mise en œuvre du système et les résultats obtenus. Les outils utilisés, les algorithmes développés et l'approche réalisée sont mis en évidence.

Pour valider notre travail nous avons testé notre approche sur des images frontales de notre base de données **CASIA 3D V4**. Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes étapes de la conception de notre base de données **CASIA3D V4**.

## 4.2 Base de visages utilisée

### La base de données CASIA 3D

Nous utilisons la base de données des visages CASIA 3D pour tester notre système d'identification proposé.[29]

La base est construite par un numériseur 3D sans contact Minolta VIVID 910, travaillant sur le mode rapide. Cette base de données contient 123 sujets, chaque sujet ayant 37 ou 38 images avec les variations individuelles de poses, les expressions et les illuminations, les variations combinées des expressions sous illumination et pose sous des expressions. Elle contient des variations complexes qui sont difficiles à n'importe quel algorithme.

Dans notre travail nous étudions les variations d'illuminations (**Figure 4.1**), expressions (**Figure 4.2**) et les variations combinées des expressions sous illumination, donc nous avons utilisé 15 images pour chaque sujet. La base de données de 1845 images est divisée en deux sous-ensembles, l'ensemble de galerie et l'ensemble de test. L'ensemble de galerie contient une image

pour chaque sujet (sous la condition de vue de face, l'éclairage des bureaux, et l'expression neutre).



**Figure 4.1** Scène de la capture.



**Figure 4.2** Variations d'illumination de la base de données 3D du visage CASIA [29].



**Figure 4.3** Variations de l'expression de la base de données 3D du visage CASIA [29]



**Figure 4.4** Différentes captures de la base de données CASIA 3D.

- **Base d'apprentissage** : elle contient l'information concernant les personnes connues par le système (seulement des clients). Pour cela on prend les M premières images de 1 jusqu'à M de chaque personne.
- **Base de test** : permet de tester le système en lui présentant des images de personnes Imposteurs et Clients. Les N dernières images de x à y de chaque individu nous ont servies pour la réalisation des différents tests.
- **Stockage et nomenclature**

« **xx-yy.wrl** » pour toutes les images. Où ;

'xx' représente le numéro de la personne (de «**00** » à «**123** » pour les deux sexes).

'yy' présente numéro de l'image de «**01**» à «**37**».

### 4.3 Système de reconnaissance de visages 3D

Notre travail consiste à faire une optimisation du système SRV 3D en utilisant les cartes de profondeur ainsi que l'apport de la couleur à l'image qui est très bénéfique et contribue à améliorer les performances du SRV 3D ce qui est l'objectif de tous les travaux sur l'identification de personnes en biométrie. Dans le cadre de notre approche nous réalisons la fusion des données issues de deux images :

- La première nous renseigne sur l'information couleur.
- Et la deuxième est basée sur la profondeur de l'image 3D. Nous essayons par notre modeste contribution d'améliorer les performances du SRV 3D. Et ceci dans le but d'optimiser le SRV 3D par l'algorithme PSO.

### 4.4 Environnement de programmation

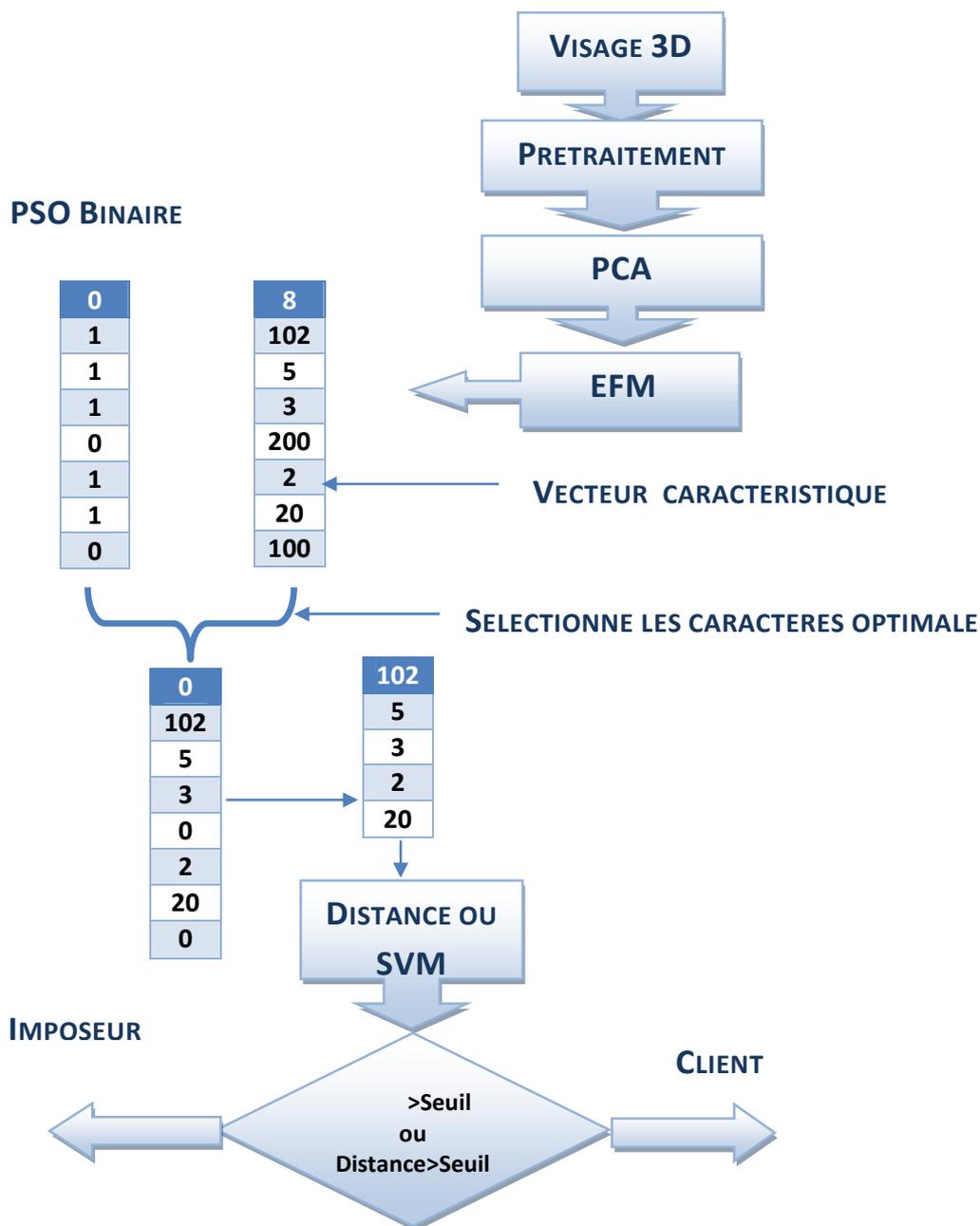
#### 4.4.1 Outils pour le développement de notre algorithme

Nous avons implémenté le système de vérification de visage dans l'environnement de programmation **MatLab(R2010b)** qui offre une grande simplicité de manipulation des images. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tel que:

- La portabilité de logiciel (simplifie le processus de programmation sous Windows).
- Facilité de manipulation des matrices ce qui est fort important dans le cas de notre application.
- L'utilisation des bases de données.
- Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques
- Utile au traitement et à l'analyse des images.

#### 4.4.2 Implémentation de l'Approche SRV 3D

Pour augmenter la lisibilité de notre programme et faciliter les différents tests nécessaires, nous avons essayé de le partitionner en un ensemble de modules.



**Figure 4.5** Organigramme de notre système

Ce programme se présente sous 3 modules principaux :

**1/Module 1 : Détection et prétraitement :** C'est une phase fondamentale d'un système

de reconnaissance de visage. Elle est composée de deux blocs essentiels :

- La détection que nous avons réalisée par l'opération de découpage
- Le prétraitement basé sur la projection de l'image 3D dans l'espace des couleurs d'une part 2D couleur, et la génération des cartes de profondeur 2.5D d'autre part.

**2/Module 3 : Extraction de paramètres :** qui effectue l'extraction des paramètres caractéristiques obtenus en calculant l'ACP de la matrice de covariance de l'image. On calcule ainsi un vecteur transformé par l'ACP & EFM composant le vecteur de caractéristiques faciales de chaque image de visage. Puis nous sélectionnons les meilleurs paramètres caractéristiques par l'algorithme PSO.

**3/Module 3 : Classification**

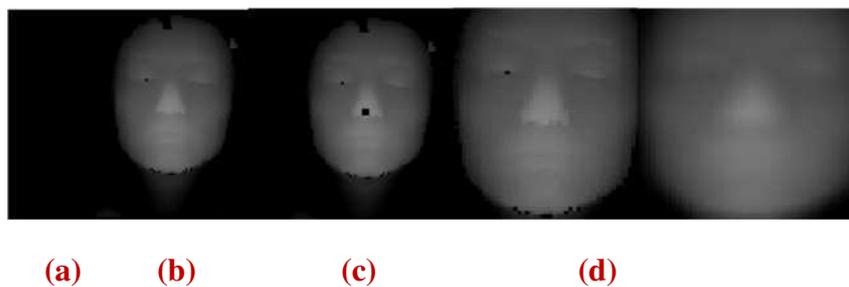
L'étude des Supports Vecteurs Machines (SVM) est présentée dans le chapitre 3. N'Après une phase d'apprentissage, ce réseau fournit la réponse de la vérification des images de visage 3D.

**Tableau 4.1** Notre protocole.

<i>Ensemble</i>	<i>Client</i>	<i>Impostor</i>
<i>Apprentissage</i>	<i>500 images (1, 4, 8, 10)</i>	<i>0 images</i>
<i>Evaluation</i>	<i>500 images (2, 6, 7, 14, 15)</i>	<i>195 images (1:15)</i>
<i>Test</i>	<i>400 images (3, 5, 11, 12, 13)</i>	<i>150 images (1:15)</i>

## 4.5 Prétraitement

Une face est décrite par un nuage de points 3D capturés par un scanner laser 3D. Chaque nuage de points constitué de milliers de points dans l'espace 3D. Ces points discrets décrivent la surface du visage. Dans notre base de données de visage 3D CASIA chaque point est décrit avec des coordonnées spatiales 3D et les coordonnées couleur RGB correspondants. Dans cette section, nous décrivons comment les données originales en 3D sont prétraitées. Les données 3D sont converties en une image de profondeur (voir **figure 4.5 (a)**). Dans la plupart des images, le nez est la plus proche partie du visage au scanner 3D, c'est à dire, il a la valeur la plus élevée en profondeur entre tous les points du visage. En utilisant une fenêtre de taille 3x3 qui calcule la somme des valeurs de profondeur de ses pixels correspondants, le nez est détecté comme le point de coordonnées du pixel central de la fenêtre qui renvoie la valeur maximale (voir **figure 4.5 (b)**). Après avoir détecté le nez, toutes les images dans la base de données sont découpé par une fenêtre rectangulaire de taille fixe centrée autour le centre de nez (voir **figure 4.5 (c)**)



**Figure 4.6** Prétraitement d'image de profondeur: (a) l'image de profondeur; (b) détection de bout de nez ; (c) Image découpée ; (d) après avoir enlevé le bruit et le remplissage de trous.

## 4.6 Extraction de paramètres

### 4.6.1 L'analyse en composantes principales (PCA)

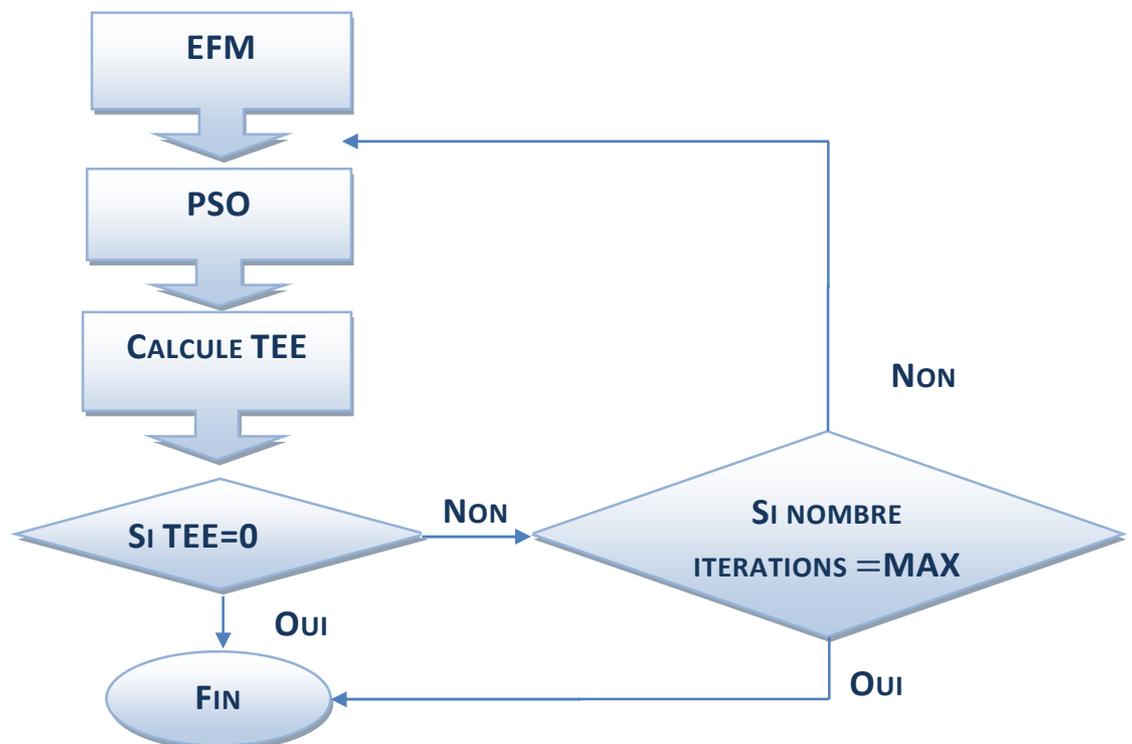
1. Création de la matrice des données X (L'ordonnement des vecteur images des clients coté à coté).
2. Centrer la matrice des données
3. Calcul de la matrice de covariance des données  $\Sigma$ .
4. Calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance.
5. Ordonner les vecteurs propres par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes.
6. La matrice de transformation de la PCA est les m premiers vecteurs propres ( $U_{PCA}$ ).

#### 4.6.2 Le modèle discriminant Linéaire amélioré de Fisher (EFM)

1. Calcul la matrice de dispersion intra-classes  $S_w$ .  
La matrice de dispersion intra-classes ( $S_w$ ) est la somme des matrices de dispersion des classes. Pour la  $i^{\text{e}}$  classe la matrice de dispersion  $S_i$  est calculée
2. Calcul de la matrice de dispersion inter-classes  $S_B$ .  
La matrice de dispersion intra-classes ( $S_w$ ) est la somme de toutes les matrices de dispersion.
3. Calcul des valeurs ( $\lambda$ ) et vecteurs ( $V$ ) propres de la matrice  $S_w$ .
4. Calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classe  $K_b = \lambda^{-1/2} V^T S_b V \lambda^{-1/2}$
5. Calcul des valeurs ( $\lambda_b$ ) et vecteurs ( $V_b$ ) propres de la matrice  $K_b$ .
6. Calcul de la matrice  $U = V \lambda^{-1/2} V_b$ .
7. La matrice de transformation de l'EFM est les  $m$  premiers vecteurs de  $U$  ( $U_{EFM}$ ).

#### 4.6.3 L'optimisation de vecteur caractéristique

L'algorithme d'apprentissage et optimisation du TEE est illustré sur la **figure 4.6**.



**Figure 4.7** Organigramme d'apprentissage PSO.

## 4.6 Classification

### 4.6.1 Classification par SVM

#### 4.6.1.1 SVM (Apprentissage)

La classification par **SVM** s'avère assez efficace aussi nous tentons de l'utiliser dans le cadre de notre travail et tester ses performances, nous avons utilisé le **LS-SVMlab** qui a Chaque boîte contient les noms des algorithmes correspondants. Les noms de fonctions avec l'extension "**lssvm**" sont spécifiques méthode **LS-SVM**.

Pour l'apprentissage de **SVM** on utilise la fonction **trainlssvm** contenue dans **LS-SVMlab** qui a pour paramètres la matrices d'apprentissage, le groupe de chaque image contenue dans la matrice, les deux paramètres **gamma** et **sigma**, le type de **SVM** classification ou régression, et qui a pour sortie les deux paramètres **alpha** et **b**.

Pour représenter le résultat de l'apprentissage on utilise la fonction **plotlssvm** qui représente les deux classes séparé par l'hyperplan calculé.[33]

#### 4.6.1.1 SVM (Vérification)

Pour la vérification (classification) des images tests clients ou imposteurs on utilise la fonction **simlssvm()** qui prend pour paramètres tous les paramètres pris pour l'apprentissage plus la matrice des images qu'on veut classer. La sortie de cette fonction est un vecteur du nombre d'images à classifier chaque élément 'i' de ce vecteur est la classe de l'image 'i' de la matrice.[33]

Pour calculer le taux d'erreur dans la classification on utilise la fonction **missclass()** en sortie de cette fonction on trouve trois variables :

- Taux d'erreur du système
- Nombre de fausse classification
- Rang des images mal classifié

### 4.6.2 Classification par mesure de similarité

Lorsqu'on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques réduits issus du module de réduction de données d'un système biométrique, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence).

Bien que la distance euclidienne soit optimale dans la théorie, les diverses expériences ont trouvé que la distance euclidienne est surpassée par d'autres distances. Une d'elles est la **corrélation normalisée** (normalized correlation) qui est définie par :

$$S(A, B) = \frac{A^T B}{\|A\| \|B\|}$$

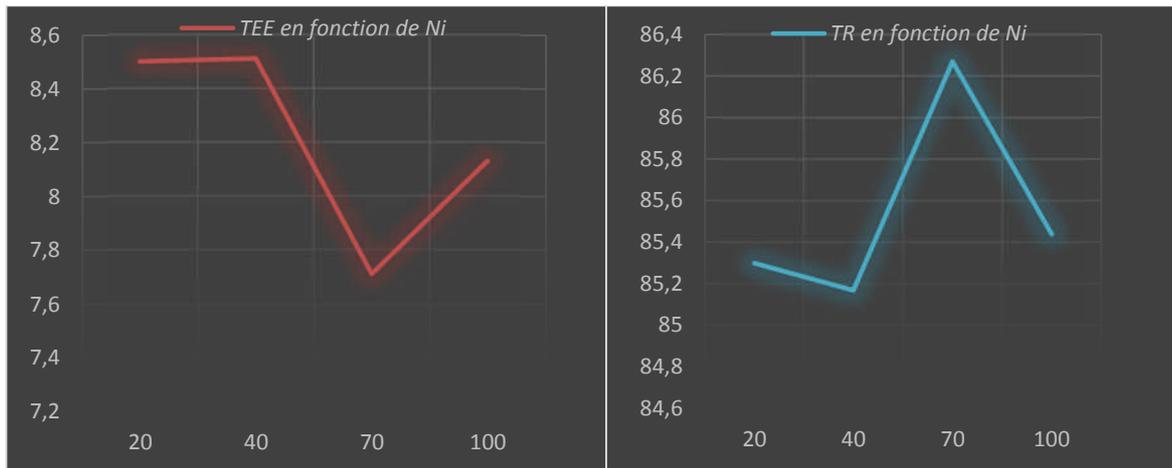
Cette fonction calcule simplement le cosinus de l'angle entre les deux vecteurs caractéristiques A et B. Une valeur élevée de corrélation normalisée correspond à une bonne similarité entre les deux vecteurs.

### 4.7 Résultats de notre approche d'optimisation

Dans le **tableau 4.2** nous présentons les résultats obtenus en faisant varier le nombre d'itérations en fixant  $w = 0.95$  ; vitesse max = 6 ; nombre de particules  $N_p = 20$  ; constantes d'accélération  $c_1 = 0.7$  et  $c_2 = 1.2$ . Nous faisons varier le nombre d'itérations jusqu'à obtention du TEE minimal.

**Tableau 4.2** TEE et TR en fonction du nombre d'itérations

W	Nbre des particules	Nbre d'itération Max.	Vitesse Max.	Constantes d'Accélération	Evaluation	Test			
					TEE	TFA	TFR	TR	Nbre de Caractères sélectionnés /100
0.95	20	20	6	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	8.5	6.49	8.2	85.30	58
0.95	20	40	6	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	8.51	6.62	8.2	85.17	56
0.95	20	70	6	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	7.71	6.33	7.4	86.27	51
0.95	20	100	6	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	8.13	6.55	8	85.44	60



**Figure 4.8 a) TEE en fonction de Ni b) TR en fonction de Ni**

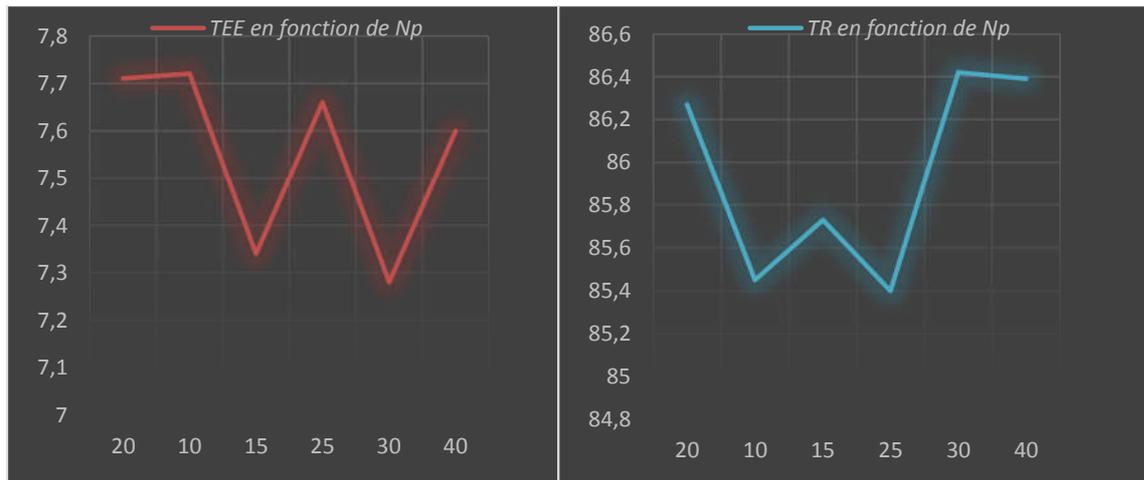
Pour le nombre de paramètres caractéristiques sélectionnés égale à **51**, nous obtenons un TR=**86.27%** un TEE=**7.71%** pour un nombre d'itération Ni égal à **70**. Pour cela nous tentons de fixer le Ni à **70** en faisant varier le nombre de particules. Les résultats de ces expériences sont représentés dans le **tableau 4.3**

Dans le **tableau 4.3** nous présentons les résultats obtenus en faisant varier le nombre des particules en fixant weight  $w = 0.95$ ; vitesse max= **6**; nombre d'itération max Ni = **70**; constantes d'accélération  $c1=0.7$  et  $C2=1.2$ . Nous faisons varier le nombre d'itérations jusqu'à obtention du TEE minimal.

- Taux de réussite TR=  $(100-(TFR+TFA))$
- Taux égale d'erreur TEE= $TFA+TFR/2$

**Tableau 4.3 TEE et TR en fonction de nombre des particules.**

W	Nbre des particules	Nbre d'itération Max.	Vitesse Max.	Constantes d'Accélération	Evaluation	Test			
					TEE	TFA	TFR	TR	Nbre de Caractères sélectionnés /100
0.95	20	70	6	$c1=0.7, c2=1.2$	7.71	6.33	7.40	86.27	51
0.95	10	70	6	$c1=0.7, c2=1.2$	7.72	6.54	8	85.45	55
0.95	15	70	6	$c1=0.7, c2=1.2$	7.34	6.26	8	85.73	53
0.95	25	70	6	$c1=0.7, c2=1.2$	7.66	6.59	8	85.40	50
<b>0.95</b>	<b>30</b>	<b>70</b>	<b>6</b>	<b><math>c1=0.7, c2=1.2</math></b>	<b>7.28</b>	<b>5.97</b>	<b>7.60</b>	<b>86.42</b>	<b>53</b>
0.95	40	70	6	$c1=0.7, c2=1.2$	7.60	6	7.60	86.39	53



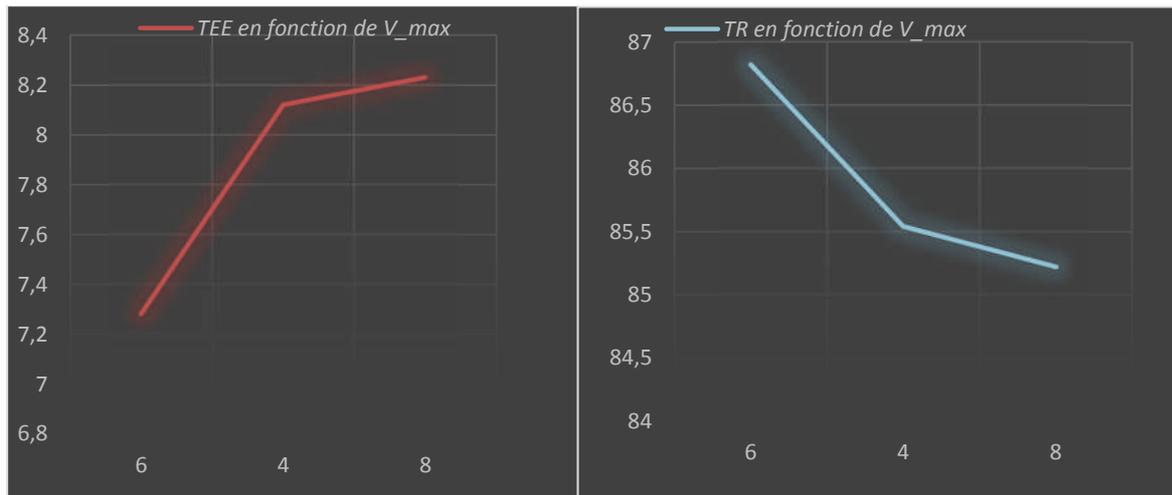
**Figure 4.9 a) TEE en fonction de Np b) TR en fonction de Np**

Nous constatons une légère amélioration de performances du SRV3D avec un TEE=7.28% et un TR=86.42%. Ceci nous motive à étendre nos investigations en faisant varier la vitesse de particule pour étudier son effet sur l'optimisation de notre SRV3D voir **tableau 4.4**.

Dans le **tableau 4.4** nous présentons les résultats obtenus en faisant varier le nombre des particules en fixant  $w = 0.95$  ; nombre des particules  $N_p = 30$  ; nombre d'itération max  $N_i = 70$  ; constantes d'accélération  $c_1 = 0.7$  et  $c_2 = 1.2$ . Nous faisons varier la vitesse max jusqu'à obtention du TEE minimal.

**Tableau 4.4 TEE et TR en fonction de vitesse max.**

W	Nbre des particules	Nbre d'itération Max.	Vitesse Max.	Constantes d'Accélération	Evaluation	Test			
					TEE	TFA	TFR	TR	Nbre de Caractères sélectionnés /100
0.95	30	70	6	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	7.28	5.97	7.60	86.42	53
0.95	30	70	4	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	8.12	6.65	7.80	85.54	61
0.95	30	70	8	$c_1 = 0.7, c_2 = 1.2$	8.23	7.18	7.60	85.22	54



**Figure 4.10** a) TEE en fonction de V\_max b) TR en fonction de V\_max

D'après les résultats obtenus nous pouvons qu'il y'a stabilité dans les valeurs des taux obtenus d'où stabilité du SRV3D. Finalement dans la dernière expérience nous avons utilisé une classification par SVM ce classifieur efficace et rapide et dans le **tableau 4.4** nous présentons l'essentiel des résultats obtenus dans ce cas ainsi qu'une étude comparative des différents SRV3D :

- **PCA+EFM+Distance sans PSO ;**
- **PCA+EFM+Distance avec PSO ;**
- **PCA+EFM+SVM avec PSO.**

**Tableau 4.4** Etude comparative des différents SRV3D

	Evaluation	Test		
	TEE	TFA	TFR	TR
<b>PCA + EFM + DIS sans PSO</b>	<b>13.03</b>	<b>9.04</b>	<b>9</b>	<b>81.95</b>
<b>PCA + EFM + DIS avec PSO</b>	<b>7.28</b>	<b>5.97</b>	<b>7.60</b>	<b>86.42</b>
<b>PCA + EFM + SVM avec PSO</b>	<b>1.90</b>	<b>6.39</b>	<b>3.20</b>	<b>90.40</b>

Enfin nous pouvons confirmer que l'algorithme PSO a bien joué son rôle d'optimisation surtout en l'associant avec le classifieur SVM. Ce résultat est encourageant et satisfaisant dans le domaine de la reconnaissance de visage 3D surtout sur une base si complexe à identifier telle la BDD CASIA 3D où les visages sont asiatiques sous diverses variantes.

## 4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes de la conception de notre approche d'optimisation du système de reconnaissance de visage 3D. Nous avons essayé d'étudier toutes les variantes associées à nos algorithmes dans le souci d'optimiser au maximum notre système de reconnaissance. Les résultats obtenus sont encourageants et nous poussent à retenir le PSO comme outil d'optimisation dans les systèmes biométriques. Nous pouvons dire que nous avons réussi à optimiser le SRV3D par le PSO qui est prouvé par le tableau 4.4. Nous constatons une nette amélioration des performances du SRV3D dans le cas de l'association du SVM au PSO avec le passage des taux  $TEE=13.03\%$  et un  $TR=81.95\%$  (classification par distance métrique) à  $TEE=1.9\%$  et  $TR=90.40\%$  (classification SVM). Ce résultat est encourageant surtout sur une BDD complexe et difficile à identifier et aussi dans le cas de SRV3D où les taux de reconnaissance sont encore à améliorer.

## Conclusion générale

Plusieurs tests ont été effectués sur ces deux bases pour étudier les paramètres pertinents du système et ressortir les valeurs optimales. Ces tests ont révélé l'efficacité de l'utilisation de la méthode de filtrage par rapport à la méthode directe. Ceci s'explique par le fait que la méthode de filtrage n'utilise que l'information utile (information discriminante). Les résultats de ces tests ont montré l'apport de la fusion aux performances, néanmoins on a constaté que la supériorité d'une telle technique sur une autre dépend étroitement des caractéristiques de la base de données étudiée.

Dans ce mémoire nous avons étudié la mise en place et l'évaluation de systèmes biométriques multimodaux. Après une présentation générale du contexte de ce mémoire, la biométrie multimodale, ses caractéristiques, ses avantages et ses inconvénients, les détails de la reconnaissance des visages, effectuée au chapitre 1 Dans ce chapitre, nous avons défini la reconnaissance de visages 2D et 3D, puis nous avons présenté un état de l'art des systèmes de reconnaissance de visages dans lequel nous avons cité les méthodes les plus utilisées et les plus prometteuses pour évaluer ce type de système. Nous pouvons dire que la méthode hybride 2D et 3D pourrait être une bonne candidate. Car dans ce cas la couleur est assurée par l'image 2D et la profondeur par l'image 3D. Dans le chapitre suivant nous présenterons l'état de l'art des techniques de SRV à base de PSO.

D'après l'étude faite et toutes les expériences réalisées nous pouvons dire que cette dernière appliquée à des images de visages 2D neutres de la base de données casia en multi-algorithme et en multi-biométrie (voix et visage) et affirmait que cette méthode est performante avec un TR=90.40%. Nous confirmons que cette méthode reste une bonne candidate pour aborder les visages à 3D. Des améliorations restent à réaliser surtout au niveau de la phase prétraitement et aussi et surtout la phase de classification. Car notre utilisation de la mesure métrique reste un choix guidé par sa simplicité. Ceci dit d'autres normes comme Manhattan ou mesures géodésiques restent envisageables, et toujours dans l'objectif de rehausser ces paramètres de performances du système biométriques. Les résultats sont dans l'ensemble satisfaisants, mais le taux de faux rejet reste moyen. Ceci est sûrement dû à l'étape de prétraitement qui reste à améliorer ainsi que le choix d'un meilleur classifieur.



## References

- [1] W. Hizem ‘‘Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage’’, l’Université Pierre et Marie Curie - Paris 6, 2009 ;
- [2] BENHAMZA Najib ‘‘Fusion 2D et 3D pour la reconnaissance de visage’’, Master Université Mohamed Khider Biskra, 2012 ;
- [3] S.GUERFI ABABSA’’Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D’’, l’Université Evry Val d’Essonne, le 03 octobre 2008 ;
- [4] Houda Chabbi Drissi ‘‘Biométrie 3DPCA appliqué à la 2D et 3D’’, Ecole d’ingénieur et d’architecte de Fribourg, Suisse, 2009/2010.
- [5] Xuan Zou, J. Kittler, K. Messer, ‘‘Illumination Invariant Face Recognition’’ : *A Survey*, First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, p. 1-8, September 2007 ;
- [6] A.M. Patil, S.R. Kolhe, P.M. Patil, ‘‘2D Face Recognition Techniques’’ *A Survey*, International Journal of Machine Intelligence, vol. 2, p. 74-83, 2010 ;
- [7] Yongzhong Lu ‘‘ stratégie efficace de l’hybride ADP-PSO pour l’optimisation et son application à la reconnaissance des visages ‘‘University of Science and Technology, Wuhan 430074, P. R. China 2007;
- [8] Matthew Settles, Terence Soule. *Breeding Swarms: AGA/PSO Hybrid*. *GECCO’05*, Washington, DC, USA, June 25–29, 2005;
- [9] X. H. Shi, Y. C. Liang, H. P. Lee, etc. An Improved GA and a Novel PSO-GA-based Hybrid Algorithm. *Information Processing Letters*, vol. 93, pp. 255–261, 2005 ;
- [10] Yi Da, Ge Xiurun. An Improved PSO-based ANN with Simulated Annealing Technique. *Neurocomputing*, vol. 63, pp. 527-533, 2005 ;

[11] Hsuan-Ming Feng, Ching-Yi Chen, Fun Ye. Evolutionary Fuzzy Particle Swarm Optimization Vector Quantization Learning Scheme in Image Compression. *Expert Systems with Applications*, vol. 32, 213-222, 2007 ;

[12] Adil Abdulwahhab Ghidan et al " Reconnaissance faciale Basé sur mixtes entre fonctionnalité sélectionnée par Multiwavelet Et Swarm Optimization de particules " Iraqi Commission for Computers & Informatics / Institute for Post graduate Studies, 2009 ;

[13] Lanzarini Laura et al " Reconnaissance de visages par SIFT et binaire PSO descripteurs " , School of Computer Science - UNLP - La Plata, Bs.As. – Argentina, 2009 ;

[14] Jian Zhang et al Une nouvelle méthode pour la reconnaissance faciale basés sur la stratégie Optimiser PCA " , Huaihai Institute of Technology Lianyungang, China, 2010 ;

[15] Tan K R, Chen S C, "Adptively weighted sub-pattern PCA for face recognition", *Neurocomputing*, vol.64, pp. 505-511, 2005 ;

[16] Yin Hongtao , Fu Ping , Meng Shengwei, "Face recognition based on adaptively weighted fisherface", *Journal of Optoelectronic laser*, vol.7, no. 11, pp. 1405-1408, 2006;

[17] Sun Tingkai, Feng Aimin, Chen Songcan, "Correlation Metric Based Pseudo-Principal Component Analysis", *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, vol. 38, no. 6, pp. 732-736, 2006;

[18] Supot Nitsuwat et Mao Lin Huang " Multi-fonction reconnaissance des visages sur la base PSO-SVM " Department of Mathematics Faculty of Applied Science, KMUTNB Bangkok, Thailand et Faculty of Engineering and Information Technology University of Technology, Sydney New South Wales, Australia, 2011;

[19] R. Raghavendra et al " Essaim de particules fusion basée sur l'optimisation des

image infrarouges proches et visibles pour améliorer la vérification du visage"  
Department of Studies in Computer Science, University of Mysore, Mysore 570  
006, India, 2011;

[20] Aneesh MU et al ‘‘ Optimal Sélection d'entité basée sur l'image de pré-traitement  
utilisant accéléré Binary Particle Swarm Optimization pour Amélioration de la  
reconnaissance des visages.’’ M S Ramaiah Institute of Technology, M S Ramaiah  
Nagar, MSRIT Post, Bangalore-560054, India, 2012;

[21] Rabab M. Ramadan, Rehab F. Abdel - Kader, *Face Recognition Using Particle  
Swarm Optimization-Based Selected Features*, International Journal of Signal  
Processing, Image processing and Pattern Recognition, vol. 2, June 2009;

[22] M. Bae et A. Razdan et G. E. Farin’’ Automated 3D Face Authentication &  
Recognition’’, Arizona State University Tempe, AZ USA, 2006 ;

[23] Salwa SAID, Boulbaba BEN AMOR, Mourad ZAIED, Chokri BEN AMAR et  
Mohamed DAOUDI, ‘‘ Vers une Reconnaissance Faciale 3D Rapide Utilisant les  
Réseaux d'Ondelettes’’, Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille  
(UMR USTL/CNRS 8022), Lille, France, 2008 ;

[24] B. Ben Amor et al, ‘‘ Fusion d'Experts pour une Biométrie Faciale 3D Robuste aux  
Déformations’’, Université de Lille1, France, 2001 ;

[25] OUAMANE Abdelmalik, Etude de la fusion de modalités pour l'authentification en  
biométrie (visage,voix), Université Mohamed Khider – Biskra, 2011 ;

[26] Mébarka BELAHCENE, ‘‘ Authentification et Identification en Biométrie ‘’,  
Doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, 2013 ;

[27] B. E. Boser, I. M. Guyon and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal  
margin classifiers," presented at the Proceedings of the fifth annual workshop on  
Computational learning theory, Pittsburgh, Pennsylvania, United States, 1992 ;

[28] A. Aizerman, E. M. Braverman and L. I. Rozner, "Theoretical foundations of the  
potential function method in pattern recognition learning," Automation and Remote  
Control, vol. 25, pp. 821-837, 1964 ;

**[29]** Abdelmalik OUAMANE, Mébarka BELAHCENE, Abdelhamid BENAKCHA, Mohamed BOUMEHREZ, Abdelmalik TALEB AHMED ‘‘ Identification of Faces by Multimodal Information Fusion of Depth and Color ‘‘ ,LMSE Université Mohamed Khider Biskra Algérie, LGB Université Mohamed Khider Biskra Algérie, LAMIH Université de Valenciennes France , 2011 ;

**[30]** Abbas EL DOR ‘‘ Perfectionnement des algorithmes d’Optimisation par Essaim Particulaire.Applications en segmentation d’images et en électronique’’, ÉCOLE DOCTORALE MATHÉMATIQUES ET STIC, 2012 ;

**[31]** M. Donavan PRIEUR ‘‘ RÉALISATION DE CLASSIFICATEURS NEURONIQUES POUR LA RECONNAISSANCE À BASSE PUISSANCE DE VISAGES DANS DES SÉQUENCES VIDÉO’’, MONTRÉAL, 2012 ;

**[32]** BEN ATALLAH Amel et HAMLAOUI Hocine, ‘‘ ETUDE DU MODELE D’OPTIMISATION PAR ESSAIM DE PARTICULES DES DONNÉES NUMÉRIQUES ‘‘, Université Mohamed Khider – Biskra, 2007a ;

**[33]** DJEDI Sara ‘‘ Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM pour l’identification en biométrie’’, Master, , Université Mohamed Khider – Biskra, 2012.

