

## ***Avant-propos***

*Le présent document constitue le mémoire de la thèse « Application des modèles mathématiques au traitement d'image » dans le contexte de l'obtention du Doctorat de l'Université Sultan Moulay Slimane - Beni Mellal - spécialité Informatique Décisionnelle.*

## Remerciements

Je tiens, d'abord, à remercier Mr M. CHABI, de m'avoir permis d'intégrer le domaine de la recherche. Je le remercie pour son aide précieuse, sa confiance, sa disponibilité et son soutien continu.

Je voudrai témoigner mes sincères remerciements et ma profonde reconnaissance à Mr M. FAKIR pour m'avoir encadré durant la durée de réalisation de ce travail. Il a été toujours présent pour écouter mes propositions et répondre à mes questions. Il m'a orienté constamment vers la bonne direction. Je le remercie beaucoup pour la qualité de son encadrement, son soutien moral, ses conseils et ses qualités humaines.

Je remercie vivement les membres de jury d'avoir accepté de juger mon travail de thèse. Je suis très reconnaissant aux rapporteurs de consacrer du temps pour se pencher avec rigueur et grand intérêt sur ce rapport et de m'avoir fait l'honneur d'en être les rapporteurs. Mes plus sincères remerciements vont aussi à l'examineur Mr M. BASLAM qui a examiné ce travail de thèse et a participé au jury. Je le remercie beaucoup pour ses précieux conseils.

Merci également Mr Ait Omar Driss pour ses précieux conseils et son aide. Je remercie également l'ensemble du personnel du département de l'informatique pour leurs accueils chaleureux et les conseils pédagogiques dont ils m'ont fait part.

Merci à tous mes amis et à mes proches pour leur soutien et leurs encouragements, plus particulièrement, ma mère Naima, ma femme Touria mon fils Mohamed Taha et ma princesse Yasmine, je les remercie tous du profond de mon cœur pour leur affection et leurs encouragements et pour m'avoir supporté pendant ces quelques années. Merci donc pour ces années de compréhension, de patience et d'efforts communs.

Je ne peux terminer mes remerciements sans exprimer ma sincère gratitude à tous mes collègues au centre CPGE Beni Mellal, en particulier Mr BelMouaden, pour leurs encouragements et l'aide qu'ils m'ont procurée durant l'élaboration de cette thèse.

## Résumé

Nous présentons dans cette thèse un système de classification des visages et des yeux basés sur la logique floue. La méthode de classification utilisée dans cette thèse se fait par un contrôleur flou contenant plusieurs parties: Fuzzification, règles d'inférence et défuzzification. Ce système donne le degré d'appartenance de l'objet détecté à chaque classe de la base de données.

Les systèmes de classification des yeux dans une image sont des techniques indispensables dans plusieurs domaines. Pour mieux retrouver la classe d'appartenance de l'œil en un minimum de temps, les méthodes classiques de détection étant inadéquates. La logique floue est considérée comme une technique efficace pour résoudre un problème de classification oculaire. Les tâches de classification sont réalisées en deux étapes. Dans un premier temps, les points caractéristiques de l'image sont extraits afin de localiser l'œil. Ces points caractéristiques permettent de générer un modèle représentatif de l'œil. Dans la deuxième étape, les yeux détectés doivent passer par un contrôleur flou.

Les systèmes de reconnaissance faciale d'une séquence vidéo constituent un outil technique essentiel dans plusieurs domaines. Pour classer les visages en un minimum de temps, cette recherche propose une approche floue pour la détection et la reconnaissance faciale dans les séquences vidéo à l'aide d'une modélisation multi-agents. Cette méthode contient plusieurs étapes pour classer les visages détectés dans la vidéo. L'approche multi-agents adoptée permet de minimiser la complexité du traitement. Les tâches de détection et de classification du visage sont réalisées en deux étapes. Dans la première étape, les visages sont détectés à l'aide de la couleur de texture et de la face géométrique. Dans la deuxième étape, le système multi-agents et l'approche floue sont utilisés dans le processus de reconnaissance pour trouver les degrés d'appartenance. Les résultats obtenus en utilisant cette méthode démontrent des performances en termes de robustesse, dans les variations d'éclairage et de vitesse.

Les résultats positifs des essais expérimentaux démontrent l'efficacité des algorithmes proposés pour construire un système de classification flou.

**Mots clés :** *logique floue ; classification yeux ; classification visage ; contrôleur flou ; système multi-agents.*

## Abstract

In this thesis, we present a classification system based on fuzzy logic. The created fuzzy system is used for the classification of faces as well as eyes. By a fuzzy controller containing several parts: Fuzzification, inference rules and defuzzification. Finally, our system gives the degree to which the detected object belongs to each class of the database.

Eye classification systems in image are indispensable techniques in several areas. In order to find the eye's class of belonging in a minimum of time, the conventional detection methods are inadequate. Fuzzy logic is considered an effective technique to solve an eye classification problem. The fuzzy approach proposes a fuzzy approach to eye classification. Classification tasks are performed in two steps. First, the characteristic points of the image are extracted in order to locate the eye. These characteristic points allow generating a representative model of the eye. In the second step, the detected eyes must pass through a fuzzy controller.

Facial recognition systems of a video sequence are an essential technical tool in several areas. In order to classify faces in a minimum of time, since conventional classification methods are inadequate, fuzzy logic is considered an effective technique to solve a classification problem. This research proposes a fuzzy approach to facial detection and recognition in video sequences using multi-agent modeling. This method contains several steps to classify the faces detected in the video. The multi-agent approach used minimizes the complexity of the treatment and achieves the result with minimal time. Face detection and classification tasks are performed in two steps. In the first step, faces are detected using texture color and geometric face. In the second step, the multi-agent system and the fuzzy approach are used in the recognition process to find the degrees of belonging. The results obtained using this method demonstrate performance in terms of robustness, in lighting and speed variations.

The positive results of the experimental trials demonstrate the effectiveness of the proposed algorithms in constructing a fuzzy classification system.

*Keywords: fuzzy logic ; eye classification; face classification; fuzzy controller ; multi-agent system.*

## **Publications et communications**

### **1- Publications :**

↳ Hicham HATIMI, Mohamed FAKIR, Mohamed CHABI, Face recognition using a fuzzy approach and a multi-agent system from video sequences, 13th International Conference Computer Graphics, Imaging and Visualization. IEEE DOI 10.1109/CGiV.2016.91, 2016

↳ H.Hatimi, M.Fakir, M.Chabi, Muhammad Sarfraz, Classification of Eyes Based on Fuzzy Logic, International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI). Volume 14, Issue 4, 2020.

### **2- Communications :**

↳ H.Hatimi, M.Fakir, M.Chabi, «New approach for classification of eye based on fuzzy logic». CBI'17 (The second International Conference on Business Intelligence), March 29-31, 2017.

↳ H.Hatimi, M.Fakir, M.Chabi, « Classification of eye based on fuzzy logic ». CBI'19 (5th International Conference Computer on Business Intelligence (CBI' 19)), April 25-27, 2019.

# Sommaire

Introduction générale .....	11
Motivation et problématique .....	12
Contribution et plan du manuscrit .....	13
Chapitre I : Généralités .....	16
I.2 Logique flou .....	16
I.2.1 Introduction.....	16
I.2.2 Logique classique et logique floue.....	17
I.2.3 Domaines d'application.....	19
I.3 Concepts et définitions .....	20
I.3.1 Sous-ensembles flous .....	20
I.3.2 Variables linguistiques .....	22
I.3.3 Système d'inférence .....	23
I.4 Logique floue et traitement d'images.....	23
I.5 Détection des yeux .....	24
I.6 Classification.....	24
I.6.1 Types d'approches en classification et apprentissage.....	25
I.6.2 Classification supervisée .....	25
I.6.3 Classification non-supervisée .....	26
I.6.4 Analyse discriminante, arbres de décision.....	26
I.6.5 Régression logistique, classification sur composantes.....	26
I.6.6 Moyennes mobiles (k-means), nuées dynamiques.....	27
I.6.7 Algorithme k-means flou .....	27
I.6.8 Algorithmes de type EM (Expectation-Maximization).....	28
I.6.9 Architecture du système de classification floue.....	29
I.7 Classification des visages .....	29
I.8 Points d'intérêt .....	30

I.8.1	Détecteur de Moravec.....	32
I.8.2	Détecteur de Harris-Laplace .....	33
I.9	Conclusion .....	37
II.	Chapitre II : Identification des personnes en se basant sur les yeux .....	39
II.1	Introduction.....	39
II.2	Détection des yeux .....	39
II.3	Prétraitement .....	41
II.3.1	Filtre médian .....	41
II.3.2	Base de données .....	42
II.4	Classification floue.....	43
II.5	Distance .....	44
II.6	Système de détection flou .....	45
II.6.1	Contrôleur flou.....	45
II.6.2	Variables linguistiques .....	47
II.6.3	Fuzzification .....	47
II.6.4	Système d'Inférence.....	49
II.6.5	Défuzzification.....	50
II.6.6	Décision .....	51
II.7	Evaluation des performances .....	51
II.8	Conclusion .....	52
III.	Chapitre III : Classification floue des visages en utilisant un système multi-agents .54	
III.1	Introduction .....	54
III.2	Systèmes multi-agents.....	55
III.2.1	Introduction.....	55
III.2.2	Domaines d'application.....	56
III.2.3	Types d'environnement .....	57
III.2.4	Caractéristiques d'un système multi-agents .....	58

III.2.5	Typologies de système multi-agents .....	59
III.3	Classification flou des visages.....	60
III.4	Systèmes multi-agent .....	62
III.4.1	Agent de perception.....	63
III.4.2	Agents de suivi.....	63
III.4.3	Agent de décision.....	64
III.5	Segmentation de visage.....	64
III.5.1	Segmentation des régions de peau .....	65
III.5.2	Segmentation des régions des lèvres .....	65
III.5.3	Segmentation des régions des yeux.....	65
III.6	Système de reconnaissance .....	66
III.7	Fuzzification.....	67
III.8	Base de données.....	68
III.9	Système d'Inférence .....	69
III.10	Défuzzification .....	69
III.11	Résultats et discussion .....	69
III.12	Conclusion.....	70
IV.	Conclusion générale et perspectives.....	71
V.	Références.....	73



## Liste des figures

Figure 1 : Classification selon la logique classique .....	18
Figure 2 : Classification selon la logique floue.....	18
Figure 3 : Sous-ensemble de X des âges jeunes.....	21
Figure 4 : Liste des méthodes de détection des points d'intérêts .....	30
Figure 5 : Différents types de coins : (a) jonction en « L », (b) jonction en « V », (c) jonction en « T », (d) jonction en « Y », (e) jonction en « X » et (f) jonction en « damier » .....	31
Figure 6 : Différentes situations considérées par le détecteur de Moravec .....	33
Figure 7 : Détection des points d'intérêts.....	36
Figure 8 : Détection des yeux avec la méthode Viola and Jones .....	40
Figure 9 : Caractéristiques pseudo-Haar.....	40
Figure 10 : Image filtré par le filtre median.....	41
Figure 11 : Matrice des points d'intérêt.....	42
Figure 12 : Extraction des points d'intérêt avec la méthode de Harris .....	42
Figure 13 : Architecture du contrôleur flou utilisé.....	45
Figure 14 : Système flou pour la classification .....	46
Figure 15 : Interface crée avec le logiciel MATLAB.....	47
Figure 16 : Variable distance et les ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS)).....	48
Figure 17 : Nombre de points d'intérêts dans les yeux et ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS)) .....	49
Figure 18 : Architecture de système de reconnaissance de visage.....	54
Figure 19 : Classification des différents types d'application des systèmes multi-agentsTypes d'interactions entre agents .....	56
Figure 20 : Interface crée avec le logiciel MATLAB pour la classification des visages .....	61
Figure 21 : Interface crée avec le langage de programmation JAVA .....	62
Figure 22 : Système multi-agent .....	63
Figure 23 : Modèle à cinq courbes .....	65
Figure 24 : Deux courbes pour modéliser les yeux .....	65
Figure 25 : Structure du modèle adopté.....	66
Figure 26 : Architecture de notre contrôleur flou .....	67

Figure 27 : La variable distance et les ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS)).....	67
Figure 28 : Nombre de points d'intérêts et ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS)).....	68

## Liste des tableaux

Tableau 1 Résultat de classification obtenu par trois méthodes .....	51
Tableau 2 : Comparaison entre agent cognitif et agent réactif .....	60
Tableau 3 : Résultat de classification des visages par trois méthodes .....	70

## Liste des acronymes

ACP	
Analyse des composantes principales.....	61
CWM	
Center weighted median .....	35
EM	
Expectation-Maximization.....	28
HPLC	
High Pressure Liquid chromatography .....	26
LDA	
Linear discriminant analysis .....	61
PLS	
Partial least square .....	26
RM	
Relaxed median .....	35

## Introduction générale

Actuellement, plusieurs services demandent une authentification pour l'utiliser. Les moyens classiques pour vérifier l'identité d'une personne afin de contrôler l'accès, comme passeport, la carte d'identité, les mots de passe ou les codes secrets, peuvent être facilement falsifiés. La solution apparaît pour améliorer le système d'authentification est d'utiliser la biométrie. Cette dernière joue un rôle de plus en plus important dans les systèmes d'authentification et identification. Les processus de reconnaissance biométrique permettent la reconnaissance d'individus en se basant sur les caractéristiques physiques et comportementale de l'individu. Différentes technologies ont été développées telle que: les empreintes digitales [1] [2], la main [3], la voix [4], les yeux [5] et le visage [6]. Ces deux derniers constituent l'objectif principal de cette thèse.

La reconnaissance des visages ainsi que les éléments du visage est l'une des techniques de la biométrie la plus utilisée, ceci est dû à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer:

- Disponibilité des équipements d'acquisition et leur simplicité ;
- Distinction facile : Les caractéristiques faciales peuvent facilement distinguer une personne des autres ;
- Système pas cher : Les outils nécessaires pour la réalisation de ce système de reconnaissance n'est pas cher ;
- Manipulation facile du système : Le système de reconnaissance de visages ne nécessite pas trop de coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système ;

La classification est un domaine de recherche très vaste qui englobe différents cas d'utilisation et qui répond à des besoins divers. De nombreuses méthodes de classification sont conçues pour traiter plusieurs types d'objets et peuvent être appliquées dans différents domaines (classification de visages, des yeux, de formes, etc.). Cependant, ces approches sont souvent basées sur des méthodes classiques [8]. La classification floue se présente comme une technologie potentiellement puissante de classification afin de répondre à des besoins liés à la précision.

Actuellement, la logique floue [9] s'affirme comme une technique opérationnelle dans plusieurs domaines. Du point de vue de la théorie, le processus de prendre une décision d'appartenance d'un objet à une classe à partir des différentes sources ne peut pas avoir une analyse binaire. Pour cela, dans cette recherche, la logique floue est utilisée pour donner plus de possibilité d'appartenance des objets aux classes en fonction d'un degré.

La classification floue [10] [11] [12] des objets dans une image regroupe l'ensemble des techniques informatiques visant à reconnaître les classes d'un élément à partir de ses caractéristiques. La représentation des caractéristiques peut être traduite par une matrice dont le nombre des colonnes dépend du domaine d'application.

## **Motivation et problématique**

Au cours de ces dernières années, la sécurité et la précision des calculs sont devenues une préoccupation internationale. La nécessité de la protection civile d'une part et la lutte contre les fraudes et les crimes d'autre part, placent au centre un dispositif sécuritaire pour de nombreux domaines comme par exemple le transport, le secteur bancaire, les services publics, et en particulier les services qui utilisent un système de reconnaissance facial. Le dénominateur commun, est d'offrir des moyens simples, pratiques, fiables, pour vérifier ou identifier une personne, sans l'assistance d'une autre personne.

Dans cette thèse, nous nous intéressons à la classification des visages et des yeux en utilisant la logique floue. Le but de l'étude est de concevoir un système capable de reconnaître le degré d'appartenance des visages et des yeux situés dans une image aux classes de la base de données. La réalisation de ce système permet la conception d'une application de classification en temps réel, ce qui impose des choix au niveau du temps d'exécution des méthodes utilisées.

Il existe des systèmes classiques qui répondent dans une certaine mesure à cette problématique. L'objectif de ce travail est donc de tester et de comparer des méthodes existantes susceptibles de répondre au cahier des charges, de proposer une méthode judicieuse basée sur la logique floue pour améliorer l'existant. Pour atteindre notre but, notre système est structuré comme suit :

- Une partie de détection rapide et judicieuse pour localiser la zone du visage ou bien des yeux;

- Un module pour l'extraction des points d'intérêts ;
- Un descripteur d'image rapide mais suffisamment pertinent pour permettre une classification correcte ;
- Un classifieur flou donnant une réponse rapide quant à la classe de l'objet, tout en ayant de bonnes performances de reconnaissance de visage;

La performance de la globalité du système développé dépend des résultats fournis en sortie. Cela correspond donc aux résultats du contrôleur flou réalisé et de la bonne reconnaissance du visage. Le système sera parfait s'il est capable de reconnaître tous les classes adéquates tout en ne donnant aucune fausse détection. En pratique, le système recherché doit avoir un bon taux de reconnaissance avec un faible taux de fausses détections.

### **Contribution et plan du manuscrit**

Dans le cadre de cette thèse, les travaux effectués portent sur la création d'un système de classification flou pour améliorer la reconnaissance automatique des visages et des yeux dans une image. Les tâches de classification sont réalisées en deux étapes. Dans un premier temps, les points caractéristiques de l'image sont extraits afin de localiser l'œil ou bien le visage. Ces points caractéristiques permettent de générer un modèle représentatif de l'œil ou bien de visage. Dans la deuxième étape, les yeux et le visage détectés doivent passer par un contrôleur flou contenant plusieurs parties: Fuzzification, règles d'inférence et défuzzification. Enfin, notre système donne le degré d'appartenance des objets détectés à chaque classe de la base de données.

Le manuscrit de cette thèse s'articule autour de trois chapitres qui sont organisés de la manière suivante :

- Dans le premier chapitre nous donnons, dans sa première partie, une présentation générale de la logique floue et ses domaines d'application, ainsi qu'une comparaison entre la logique floue et la logique classique. Ce chapitre présente une variété de définitions sur la classification et décrit l'architecture d'un système de classification floue, puis définit, d'une manière générale, les différents modules intervenant dans l'élaboration d'un contrôleur flou. Ensuite, la place de la classification floue parmi les autres techniques de classification est analysée. La seconde partie de ce chapitre,

est consacrée à une analyse détaillée des différentes techniques utilisées au cours de cette thèse. Notre objectif est de les citer d'une manière efficace afin de mettre en évidence ses particularités.

- Le deuxième chapitre est réservé à la présentation d'un algorithme proposé pour la classification floue des yeux. Dans la phase de détection, on a utilisé une méthode géométrique[13] pour la localisation des yeux dans l'image entrante. Ensuite, on a appliqué une méthode d'extraction des points d'intérêt afin de déterminer les caractéristiques des yeux détectés. Une comparaison a été évoquée à partir des résultats expérimentaux déduits durant cette recherche, des différentes méthodes aussi bien en phase de détection qu'en phase de classification.
- Dans le troisième chapitre nous avons proposé un algorithme sur la classification floue du visage. Cet algorithme se base, dans la phase de détection de visage, sur la méthode Viola & Jones[13]. Ensuite, lors de l'apprentissage, le système crée un modèle facial, c'est-à-dire, une représentation statistique de l'apparence du visage d'une personne. Cette représentation sera générée à partir de plusieurs images au fur et à mesure que le sujet se déplace à travers un espace. Enfin, dans la phase de classification, les degrés d'appartenance du visage à chaque classe seront calculés.

En conclusion, les principales contributions de ce travail avant d'exposer les perspectives envisagées ont été citées.

# CHAPITRE I.

# GENERALITES

## Chapitre I : Généralités

### I.2 Logique flou

#### I.2.1 Introduction

La plupart des systèmes complexes sont difficiles à contrôler d'une manière binaire en utilisant une logique classique. Cette difficulté provient de :

- Leur non-linéarité : certain phénomène est atténué par une non-linéarisation quel que soit l'axe de représentation, à l'horizontale ou en verticale. Ce qui rend l'application de la logique classique difficile.
- La variation de leurs paramètres : les contrôleurs flous offrent la possibilité d'avoir une commande auto-adaptative aux variations des paramètres.
- La qualité des variables mesurables : la logique classique permet de gérer des situations binaires, alors que, la logique floue permet de traiter un ensemble de variables en même temps.

Ces difficultés ont conduit au développement d'une nouvelle approche de raisonnement nommée la logique floue actuellement plus utilisée dans plusieurs domaines. Elle est très utile lorsqu'on ne dispose pas de modèle mathématique précis du processus à contrôler ou lorsque ce dernier présente de forts non linéarités ou imprécisions

Les concepts théoriques de la logique floue (fuzzy logic)[9] ont été établis au début des années 1965 par le professeur Zadeh de l'université de Californie de Berkeley. Il s'agit d'une approche basé sur le raisonnement humain plutôt que sur des calculs rigides; pour des problèmes mal définis, l'être humain est irremplaçable. Elle utilise les notions de « sous-ensemble flou » et de « règles d'inférences».

En effet, le mode de raisonnement en logique floue est plus intuitif que la logique classique. Il permet aux concepteurs de mieux appréhender les phénomènes naturels, imprécis et difficilement modélisables en s'appuyant sur la définition de règles et de fonctions d'appartenance à des ensembles dits « ensembles flous ». Prenons un exemple très simple sur la température de l'eau qui coule lorsque l'on prend un douche. Si on réfléchissait en logique classique, on réagirait de façon très binaire : l'eau est « froide » ou l'eau est « chaude ». C'est-à-dire qu'au fur et à mesure qu'on augmenterait la température de l'eau, on considérerait l'eau comme froide, puis froide, puis froide, puis instantanément, chaude. Nous réfléchissons de



manière un peu différente, on aurait plutôt tendance à dire : l'eau est « un peu moins froide », l'eau est « tiède », l'eau est « bientôt chaude », etc.

### 1.2.2 Logique classique et logique floue

La logique booléenne classique ne permet que deux états : VRAI ou FAUX. La logique floue permet d'exprimer différents niveaux, plutôt que seulement 1 ou 0. Par exemple: le moteur est chaud, le moteur est très chaud. Quelle est la différence entre chaud et très chaud?

Alors, il y a une différence entre les ensembles classiques et les ensembles flous :

- Ensemble classique : ensemble des objets satisfaisant des propriétés précises

**Exemple :** ensemble des nombres compris entre 20 et 25

Fonction caractéristique :

$$f : \mathbb{R} \rightarrow \{0, 1\} \quad (1)$$

$$f(x) = 1 \text{ si } 20 \leq x \leq 25$$

0 sinon.

- Ensemble flou : ensemble des objets satisfaisant des propriétés imprécises

**Exemple :** ensemble des nombres proches de 25

Fonction d'appartenance :

$$\mu : X \rightarrow [0, 1] \quad (2)$$

$\mu(x)$  n'est pas binaire.

On peut constater que la souplesse de la fonction d'appartenance de la logique floue a permis de représenter d'une manière proche de la réalité plusieurs phénomènes scientifiques.

Pour bien mettre en évidence le principe fondamental de la logique floue, on présente un simple exemple : Comment classer la température en trois ensembles : "Froid", "Ni chaud Ni Froid" et "Chaud".

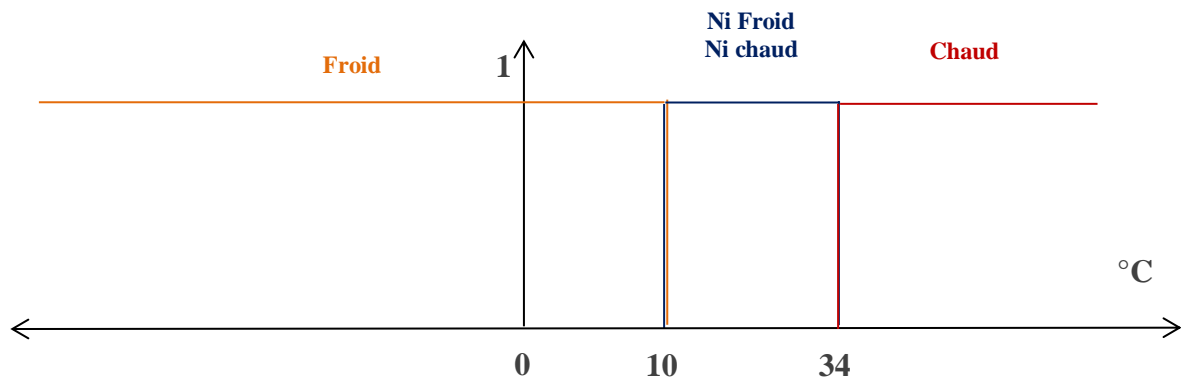


Figure 1 : Classification selon la logique classique

D'après la figure 1, on peut constater que lorsque la température est inférieure à 10°C, alors il est froide, entre 10°C et 34°C ni froide ni chaude, et lorsque la température dépasse 34°C la température deviendra chaude.

Maintenant, on représente la classification selon la logique floue (Figure 2).

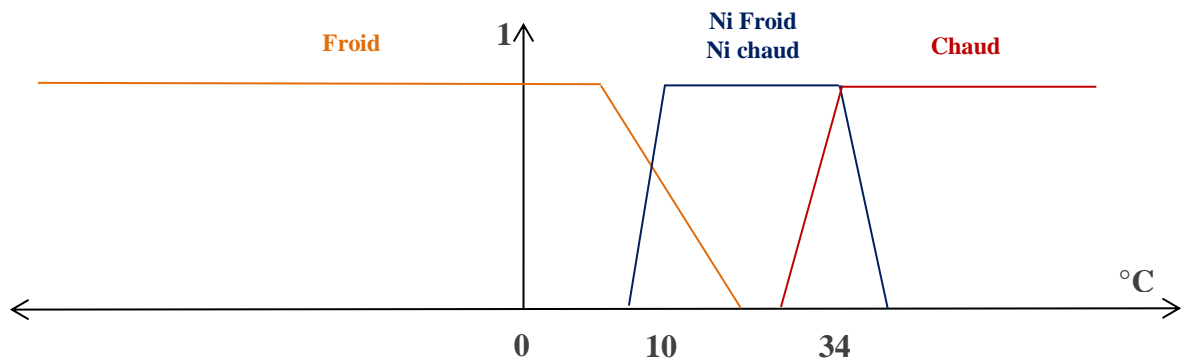


Figure 2 : Classification selon la logique floue

Selon les figures 1 et 2, la classification de la température en trois ensembles est bien claire mais très différentes, en effet :

Selon la logique classique (Figure 1), toute température inférieure à 10°C est considérée comme froide et celle supérieure de 34°C appartient à l'ensemble chaud or, en vérité le passage du froid au chaud se fait progressivement et individuellement ce qui nous amène à dire qu'une telle classification n'est pas logique.

Cependant, dans la logique floue (Figure 2), Les variables peuvent prendre n'importe quelle valeur. On parlera de fonction d'appartenance, qui permet de tenir compte du fait qu'une

température de 15°C est considéré comme froid avec un certain pourcentage, et comme étant ni froid ni chaud avec un autre pourcentage.

### 1.2.3 Domaines d'application

La logique floue est devenue une grande actualité [14] [15]. Elle est utilisée dans plusieurs domaines surtout le domaine du réglage et de la commande de processus industriels liés à l'énergie, les transports, la transformation de matière, l'informatique, etc.

✚ **La commande Floue** : la commande floue reste le domaine d'application le plus connu.

On peut citer :

- Commande de tubes broyeurs pour la fabrication du ciment (première réalisation en 1979 au Danemark).
- Commande de métros avec un fonctionnement plus confortable et économique et une précision d'arrêt augmentée (1987 à Sendai, Japon).
- Production du fer et de l'acier, purification, de l'eau, chaînes et robots de fabrication.

✚ **Classification et reconnaissance de formes** : classifier consiste à regrouper des objets en classes les plus homogènes possibles. C'est-à-dire, des catégories contenant des objets similaires selon une étude de similarité. La logique floue permet d'améliorer le résultat de la classification. Classifier est une activité qui intervient dans des nombreux domaines d'applications tels que :

- La reconnaissance vocale.
- L'analyse d'images (médical, radar, télédétection).
- La reconnaissance de cibles (domaine militaire).
- La reconnaissance faciale.

✚ **Conception d'un régulateur à logique flou** : un contrôleur standard demande toujours un modèle le plus précis possible, par exemple, des équations différentielles. Un contrôleur flou ne demande pas de modèle du système à régler. Les algorithmes de réglage se basent sur des règles d'inférence linguistiques de la forme Si ... Alors ... En fait, ces règles peuvent être exprimées en utilisant le langage de tous les jours et de la connaissance intuitive d'un opérateur humain.

### I.3 Concepts et définitions

#### I.3.1 Sous-ensembles flous

Dans la théorie des ensembles classiques, il n'y a que deux situations acceptables pour un élément, appartenir ou ne pas appartenir à un sous-ensemble. L'approche floue permet de sortir de cette logique booléenne en introduisant la notion d'appartenance **pondérée**, c'est-à-dire, un élément peut appartenir à plusieurs sous-ensembles selon le degré d'appartenance calculé (Figure 3).

Soit  $X$  un ensemble de référence et soit  $x$  un élément quelconque de  $X$ . Un sous-ensemble flou  $A$  de  $X$  est défini comme l'ensemble des couples :

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\} \quad \text{avec } \mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad (3)$$

Ainsi, un sous-ensemble flou  $A$  de  $X$  est caractérisé par une fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  qui associe, à chaque point  $x$  de  $X$  un réel dans l'intervalle  $[0,1]$ ;  $\mu_A(x)$  représente le degré d'appartenance de  $x$  à  $A$ . On constate les trois cas possibles suivants :

$$\begin{cases} \mu_A(x) = 0 & : \text{ si } x \text{ n'appartient pas à } A \\ 0 < \mu_A(x) < 1 & : \text{ si } x \text{ appartient partiellement à } A \\ \mu_A(x) = 1 & : \text{ si } x \text{ appartient entièrement à } A \end{cases} \quad (4)$$

La fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  inclut ou exclut donc à ses extrémités, tout élément  $x$  au sous-ensemble  $A$ , mais entre les valeurs extrêmes, le degré d'appartenance varie à proportion de la proximité à l'ensemble. C'est-à-dire, un élément peut appartenir fortement ou faiblement à un ensemble.

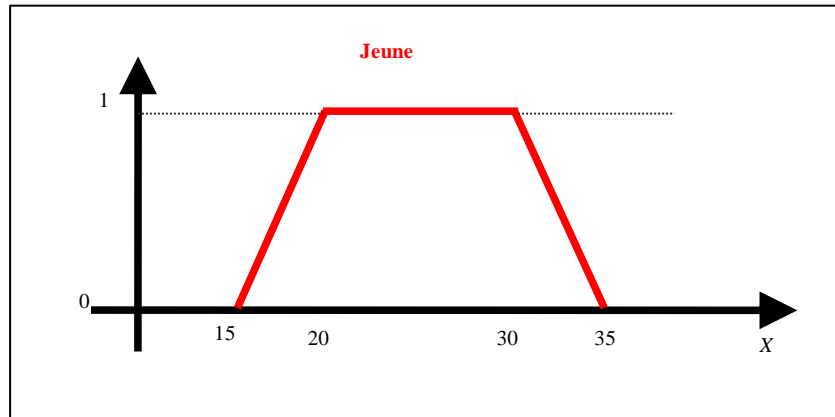
On peut faire remarquer que si  $A$  est un sous-ensemble classique, la fonction d'appartenance qui lui est associée ne peut prendre que les valeurs extrêmes 0 et 1. On a donc deux cas :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{ Si } x \text{ n'appartient pas à } A \\ 1, & \text{ Si } x \text{ appartient à } A \end{cases} \quad (5)$$

#### Exemples :

- $X = \{\text{moto, auto, train}\}$  (moyens de transport)
- $A$ : sous-ensemble de  $X$  des moyens de transport rapides

- $X = [0, 130]$  (ensemble des âges)
- $A$ : sous-ensemble de  $X$  des âges jeunes

Figure 3 : Sous-ensemble de  $X$  des âges jeunes

### ✚ Caractéristiques

Un sous-ensemble flou est complètement défini par la donnée de sa fonction d'appartenance. A partir d'une telle fonction, un certain nombre de caractéristiques du sous-ensemble flou peuvent être étudiées.

### ✚ Noyau

Le noyau d'un ensemble flou  $A$  de  $X$ , noté  $\text{noy}(A)$  est l'ensemble de tous les éléments qui appartiennent de façon absolue à  $A$ . On note :

$$\text{Noy}(A) = \{x \in X / \mu_A(x) = 1\} \quad (6)$$

### ✚ Support

Un support est l'ensemble des éléments appartenant au moins un peu.

$$\text{Supp}(A) = \{x \in X / \mu_A(x) \neq 0\} \quad (7)$$

### ✚ Hauteur

La hauteur d'un sous-ensemble flou  $A$  de  $X$ , notée  $h(A)$ , est la valeur maximale atteinte sur le support de  $A$ . On note :

$$h(A) = \sup_{x \in X} \mu_A(x) \quad (8)$$

### ✚ Cardinalité de A

$$|A| = \sum_{x \in X} f_{A(x)} \quad (9)$$

### ✚ Opérations

Les opérations de la logique floue sont l'extension des opérations de la théorie des ensembles classiques: =,  $\cup$ ,  $\cap$ ,  $\subset$ , complément

Soient A et B deux sous-ensembles flous de X.  $f_A$  et  $f_B$ .

✚ Égalité des sous-ensembles flous:

$$A = B \text{ ssi } \forall x \in X, f_A(x) = f_B(x) \quad (10)$$

✚ Inclusion des sous-ensembles flous:

$$A \subset B \text{ ssi } \forall x \in X, f_A(x) < f_B(x) \quad (11)$$

✚ Intersection des sous-ensembles flous ( $A \cap B$ ):

$$\forall x \in X, f_{A \cap B}(x) = \min(f_A(x), f_B(x)) \quad (12)$$

✚ Union des sous-ensembles flous ( $A \cup B$ ):

$$\forall x \in X, f_{A \cup B}(x) = \max(f_A(x), f_B(x)) \quad (13)$$

## I.3.2 Variables linguistiques

L'expression « variable linguistique » introduite par ZADEH [9], propose que les valeurs de cette variable ne soient pas numériques mais symboliques comme les mots du langage courant. Une variable linguistique est donc une variable prenant ses valeurs dans un ensemble de mots symboliques (sous-ensemble flous) définissant certaines catégories d'un ensemble de référence.

La description d'une certaine situation, ou d'un phénomène contient en général des qualificatifs flous tels que, par exemple :

- petit, moyen, grand
- peu, beaucoup, énormément
- rarement, fréquemment, souvent
- mauvais, bon, excellent
- froid, tiède, chaud

Par définition : Soit  $V$  une variable (qualité du service, température, distance, etc.),  $X$  la plage de valeurs de la variable  $V$  (par exemple, entre 0 et 120°C pour la température dans certain domaine) et  $TV$  un ensemble fini ou infini de sous-ensembles flous. Une **variable linguistique** correspond au triplet  $(V, X, TV)$

### I.3.3 Système d'inférence

Le système d'inférence permet de représenter la relation entre les variables d'entrées et de sorties du système [16]. Plusieurs approches sont utilisées pour générer des systèmes d'inférences flous [17] [18].

Les modèles de Mamdani [17] [19] permettent de faire une description linguistique du système par un ensemble des règles floues de la forme :

**Si  $x_1$  est  $A_1$  et  $x_2$  est  $A_2$  et ... et  $x_n$  est  $A_n$  Alors  $y_1$  est  $B_1$  et  $y_2$  est  $B_2$  et ... et  $y_m$  est  $B_m$**

Où  $x_i$  et  $y_j$  sont respectivement les variables d'entrées et de sorties linguistiques et  $A_i$  et  $B_j$  sont des ensembles linguistiques flous.

Pour le modèle de Takagi-Sugeno-Kang (TSK) [20] l'ensemble des règles flou pour un système à  $r$  entrées et une sortie ont la forme suivante :

**Si  $x_1$  est  $A_1$  et  $x_2$  est  $A_2$  et ... et  $x_r$  est  $A_r$  Alors  $y = f(x_1, x_2, \dots, x_r)$**

Où  $x_1, x_2, \dots, x_r$  sont les variables numériques d'entrée du modèle flou et  $f(x_1, x_2, \dots, x_r)$  est une fonction relie les entrées à la sortie numérique. Elle peut être sous la forme suivante :

$$f(x_1, x_2, \dots, x_r) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_rx_r$$

Où  $b_0, b_1, \dots, b_r$  sont des coefficients constants. Chaque règle peut alors être vue comme un modèle, linéaire selon les variables d'entrée  $x_1, x_2, \dots, x_r$ . Ces modèles permettent d'approcher le comportement d'un système complexe et de réduire cette complexité.

## I.4 Logique floue et traitement d'images

L'application de la logique floue dans le traitement d'image a permis de développer un ensemble d'approches qui vont aider à développer plusieurs systèmes performants. La logique floue est utilisée dans le traitement d'image pour représenter des connaissances sémantiques sur le contenu de l'image [21] ou des stratégies de traitement et de décision. D'autre part, les ensembles flous permettent de représenter l'approche des contours, les régions, les classes ou d'autres structures dans les images [22].

## I.5 Détection des yeux

La localisation des yeux du visage humain est une tâche très étudiée dans le domaine de la reconnaissance de formes. Détecter cette partie pertinente du visage est souvent la première étape de nombreuses approches de la vision par ordinateur, comme la segmentation, la reconnaissance ou l'identification de personne, la reconnaissance de l'expression ou de l'émotion du visage, la localisation de points d'intérêts, l'estimation de pose ou encore le suivi du visage.

Les méthodes de détection des yeux se divisent en deux catégories, il existe des méthodes qui permettent de déterminer si les yeux sont présents dans la scène. Le deuxième type des méthodes permettent de localiser d'une manière précise la position des yeux. Chaque méthode adopte une démarche différente, elle existe des méthodes qui utilisent un éclairage spécifique [23]. Autres méthodes, permettent de localiser les yeux grâce à des caractéristiques anatomiques [24] [25]. Les problèmes rencontrés avec les méthodes de détection des yeux sont très nombreux, on cite :

- La présence ou absence des composantes structurales qui peuvent accélérer la détection des yeux: 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 cachés par d'autres objets. En effet, dans une image contenant un groupe de personnes par exemple, des visages peuvent partiellement masquer d'autres visages. Ces parties cachées rends la détection difficile et peut donner des erreurs.
- L'éclairage et les caractéristiques de l'appareil photographique affectent l'aspect d'un visage dans l'image acquise. Ces conditions d'illumination (distribution de la source de lumière, on intensité, son spectre) représentent un facteur très important pour améliorer la détection des yeux.

## I.6 Classification

Lorsqu'on parle de classes, il faut faire la distinction entre des classes d'information et des classes spectrales. Les classes d'information sont des catégories d'intérêt que l'analyste tente d'identifier dans les images, comme différents types de cultures, de forêts ou d'espèce d'arbres, différents types de caractéristiques géologiques ou de roches, etc. Les classes spectrales sont des groupes de pixels qui ont les mêmes caractéristiques (ou presque) en ce qui a trait à leur



valeur d'intensité dans les différentes bandes spectrales des données. L'objectif ultime de la classification est de faire la correspondance entre les classes spectrales et les classes d'information. Il est rare qu'une correspondance directe soit possible entre ces deux types de classes.

La classification est traitée dans plusieurs communautés de recherche[26] qui se découvrent et s'enrichissent mutuellement : statistiques, reconnaissances de formes, apprentissage automatique, réseaux de neurones et raisonnement à partir de cas. Le terme classification en français désigne à la fois les termes anglais classification (classification supervisée) [27] [28] et clustering (classification non supervisée) [29].

### **I.6.1 Types d'approches en classification et apprentissage**

Les méthodes de classification les plus communes peuvent être séparées en deux grandes catégories : les méthodes de classification supervisée et les méthodes de classification non supervisée. Lors de l'utilisation d'une méthode de classification supervisée, l'analyste identifie des échantillons assez homogènes de l'image qui sont représentatifs de différents types de surfaces (classes d'information).

Plusieurs familles de méthodes de classification ont vu le jour : méthodes utilisant les réseaux de neurones [30], méthodes basées sur les k-moyennes [31] méthodes basée sur les grilles [32], méthodes statistiques [33], méthodes basées sur la théorie des graphes [5], ou méthodes basées sur la recherche stochastique [2].

### **I.6.2 Classification supervisée**

La classification supervisée est un processus comprenant deux phases : apprentissage et classement. La phase d'apprentissage consiste à construire un modèle (ou classifieur) qui décrit un ensemble prédéterminé de classes d'exemples. La phase de classement consiste à utiliser le modèle pour affecter une classe à un nouvel exemple. L'objectif de la classification supervisée est principalement de définir des règles permettant de classer des objets dans des classes à partir de variables qualitatives ou quantitatives caractérisant ces objets. Les méthodes s'étendent souvent à des variables quantitatives (régression). Dans la littérature plusieurs méthodes de classification supervisée publiées s'appuient sur des techniques différentes : inférence bayésienne [34], plus proches voisins [35], arbres de décision[36] ou réseaux de neurones[37].

### I.6.3 Classification non-supervisée

La classification non supervisée a pour objectif de regrouper  $n$  observations caractérisées par  $p$ . En effet, les observations collectées lors d'une même expérience, ne sont pas toutes issues du même groupe homogène, mais plutôt de  $K$  groupes. En classification non supervisée, l'appartenance des observations à l'une des  $K$  groupes n'est pas connue. C'est justement cette appartenance qu'il s'agit de retrouver à partir des  $p$  descripteurs disponibles. En classification supervisée au contraire, l'appartenance des  $n$  observations aux différentes populations est connue, et l'objectif est de construire une règle de classement pour prédire la population d'appartenance de nouvelles observations.

### I.6.4 Analyse discriminante, arbres de décision

Les méthodes de discrimination sont basées sur la construction d'un arbre de décision binaire. Ce dernier est construit à l'aide de divisions successives de sous-ensembles de l'échantillon en deux descendants. L'idée fondamentale est de sélectionner chaque division d'un nœud de telle sorte que les nœuds descendants soient plus « purs » que le nœud parent. Autrement dit, le mélange des groupes soit moins important dans les nœuds descendants que dans le nœud parent. On arrête le processus lorsque les nœuds ne contiennent que des exemples appartenant à une même classe.

Il existe plusieurs algorithmes permettant de manipuler les arbres de décisions [38] [36] [39]. Ils diffèrent par ces trois opérations :

- Décider si un nœud est terminal, tous les individus sont dans la même classe.
- Sélectionner un test associé à un nœud.
- Affecter une classe à une feuille.

### I.6.5 Régression logistique, classification sur composantes

La régression PLS (partial least square) [40] est une méthode largement utilisée, notamment en chimiométrie dans l'agro-alimentaire, lors de l'analyse de données spectrales (Near Infra-Red ou HPLC) discrétisées et donc toujours de grande dimension. La régression PLS s'avère concrètement une méthode efficace qui justifie son emploi très répandu mais présente le défaut de ne pas se prêter à une analyse statistique traditionnelle qui exhiberait les lois de ses estimateurs. Elle est ainsi restée une marge des approches traditionnelles de la Statistique mathématique.

### I.6.6 Moyennes mobiles (k-means), nuées dynamiques

L'algorithme des k-moyennes (k-means) (centres mobiles) [41] est l'un des algorithmes de clustering les plus connus, il a été mis au point par Mac Queen à la fin des années soixante [42]. L'algorithme des k-moyennes (k-means) [16] réalise un partitionnement automatique des pixels de l'image en k classes homogènes. Soit  $X = \{X_j ; j=1, \dots, N\}$  un sous-ensemble d'un espace N-dimensionnel. Une partition de X en K classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints  $C_1 \dots C_k$ , tel que :  $C_1 \cup \dots \cup C_k = X$ .

Chaque vecteur  $X_j$  est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. La fonction objective correspondante s'exprime sous cette forme:

$$J = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N U_{ij} d^2(x_j, b_i) \quad (14)$$

Ou:

- **d** : mesure l'inverse de la similarité entre le prototype et le vecteur de données.
- **b<sub>i</sub>** : désigne le prototype (centre) de cette classe.
- **U<sub>ij</sub>** : est un indicateur binaire désignant l'appartenance ou non du vecteur  $x_j$  à la classe  $C_i$  tel que  $U_{ij}$  ( $U_{ij}=1$  si  $x_j \in C_j$  et  $U_{ij}=0$  sinon pour  $i=1 \dots C$ ). L'indicateur d'appartenance  $U_{ij}$  s'exprime comme suit :

$$U(X_j, b_i) = \{1 \text{ si } d^2(X_j, v_i) = \min\{d(X_j, v_k)\} \text{ pour } k = 1 \dots C\} \quad (15)$$

### I.6.7 Algorithme k-means flou

La **classification k-means floue** est une méthode de classification non supervisée permet de créer des classes d'observations dont les limites sont ambiguës car trop proches les unes des autres. Cette méthode est apparue dès 1973 grâce aux travaux de Dunn et Bezdek [43] et permet notamment de faire apparaître des sous-classes ou bien de faire une estimation du nombre de classes adéquat en faisant l'analyse sur un nombre de classes très élevé. Le k-means flou est en fait une généralisation du k-means dans laquelle chaque observation possède une probabilité d'appartenir à chaque classe.

Malgré le nombre d'applications utilisant cet algorithme, le **k-means floue** souffre de certains inconvénients comme sa sensibilité au bruit, la forme des classes qui est sphérique ainsi que la dépendance de ses résultats à l'initialisation.

On considère l'espace de n points de dimension p suivant :

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & \cdots & x_1^p \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n^1 & \cdots & x_n^p \end{bmatrix}$$

On suppose que les n points peuvent être groupés en c clusters  $c < n$ . Les clusters sont décrits par leurs centres :

$$V_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^p), \text{ pour } 1 \leq i \leq c$$

On considère la matrice de proximité suivante :

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & \cdots & u_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{c1} & \cdots & u_{cn} \end{bmatrix}, \text{ } u_{ik} \text{ représente le degré d'appartenance du point } X_k \text{ au centre } V_i$$

$$u_{ik} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \text{ } d_{ik} \text{ représente la distance entre } V_i \text{ et } X_k$$

### I.6.8 Algorithmes de type EM (Expectation-Maximization)

On se fixe un nombre K de gaussiennes pour l'estimation du mélange de lois. L'algorithme EM nous fournit alors K triplets poids, espérance et variances associées. On sait ainsi qu'il y aura au maximum K modes à la densité totale du mélange qui seront, intuitivement, assez peu éloigné des espérances. Cette considération nous permet d'obtenir le nombre de modes, et donc de classes plus rapidement. En effet nous allons nous limiter à observer le résultat d'une montée de gradient au départ de chacune des espérances des gaussiennes. Au total nous obtenons  $k \leq K$  modes définissant les classes. Ces classes regroupent les gaussiennes pour lesquelles les montées de gradient ont donné le même résultat. Si on considère que la densité estimée  $f(x)$  du mélange est la somme pondérée des k densités construites comme sommes pondérées des gaussiennes menant au même mode :

$$f(x) = \sum_{i=1}^k \sum_{\text{mod}(m_j)=i} p_j \phi(x, m_j, S_j) \tag{16}$$

### I.6.9 Architecture du système de classification floue

Un système de classification flou est généralement constitué de plusieurs étapes auxquelles notre système prend en charge, une première étape différente à la première étape des systèmes habituels. En effet, notre système s'articule sur les étapes citées ci-dessous :

- L'étape de détection des yeux ou du visage.
- L'étape de création du vecteur caractéristique : Dans cette étape, nous utilisons essentiellement les méthodes d'extraction des points caractéristiques. Ainsi, que la couleur du peu pour plus de précision.
- Contrôleur flou : Un système flou contenant trois principales étapes. La première étape étant la fuzzification des données. Ensuite, dans la deuxième étape, on applique les règles d'inférences. Enfin, la defuzzification est appliqué pour avoir une décision.

Différents facteurs peuvent être considérés comme problèmes majeurs qui peuvent confronter la classification floue à savoir les problèmes liés au changement de pose du visage, aux variations, d'illumination, d'expression et d'âge et au occultation partielle du visage ou bien des yeux.

## I.7 Classification des visages

La vision par ordinateur est un domaine vaste où plusieurs recherches ont été effectuées afin d'analyser et résoudre certains problèmes de ce domaine. En 1991, Turk et Pentland [44] ont introduit le concept d'EigenFaces à des fins de reconnaissance. En se basant sur une analyse en composantes principales (ACP) ; la méthode d'Eigenfaces repose sur une utilisation des premiers vecteurs propres de la matrice de covariance des données d'apprentissage comme visages propres, d'où le terme EigenFaces. Le sujet de cette recherche est l'élaboration d'une méthode optimale pour la reconnaissance faciale. Avec l'augmentation des interactions homme-machine de nombreux systèmes commerciaux sont en cours d'élaboration, qui tentent de résoudre le problème de classification des visages dans des séquences vidéo, mais il n'y a pas de méthode standard qui peut fonctionner dans toutes les situations. Dans la littérature la reconnaissance faciale était le sujet de plusieurs recherches Les systèmes de détection de visage peuvent être classés en deux, ceux qui se base sur le visage entier, et ceux qui se base sur des traits caractéristiques du visage [45], [46]. Chaque méthode développée a des avantages et des inconvénients. La reconnaissance peut se faire soit à partir d'une image, ou bien, à partir d'une

séquence vidéo. Dans cette approche, on travaille sur la partie vidéo, ce qui rend la tâche un peu plus difficile. Dans la pratique, la reconnaissance faciale est un problème très difficile à cause de la variation substantielle de direction de la lumière [47], les différentes poses de visage, les expressions faciales diversifiées, et le processus de vieillissement. Le résultat de cette recherche peut être utilisé dans plusieurs domaines, par exemple; système d'authentification, sécurité, contrôle parental.

## I.8 Points d'intérêt

Il existe plusieurs algorithmes permettant d'extraire des points d'intérêt (Figure 4).

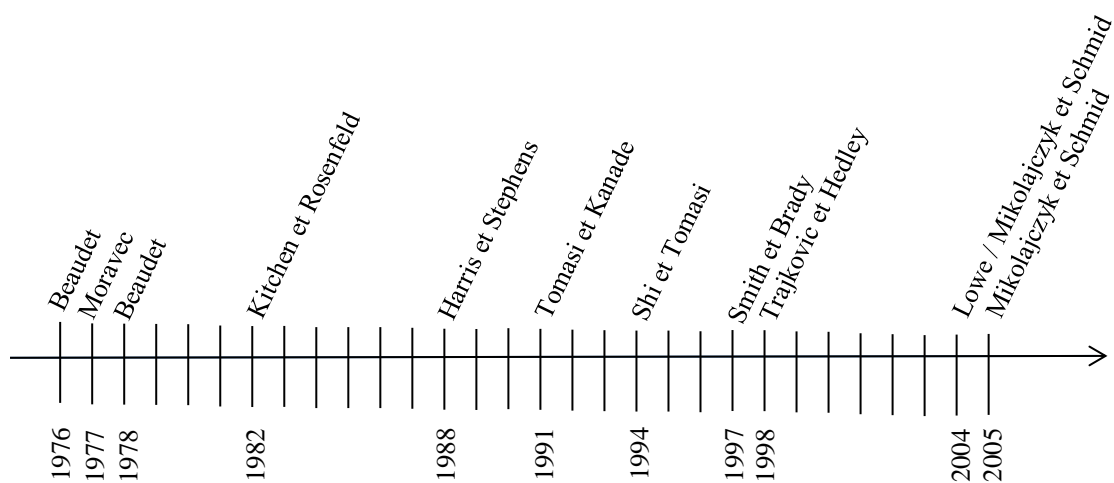
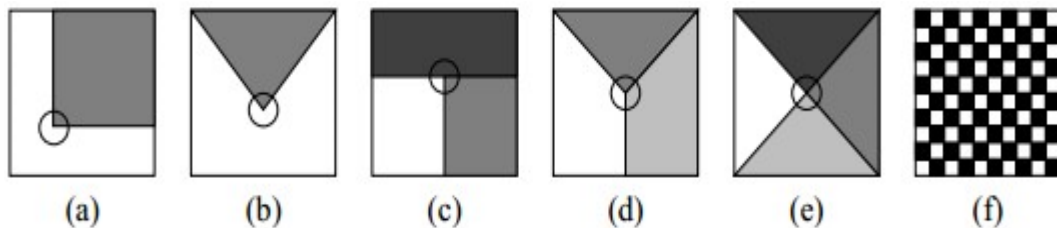


Figure 4 : Liste des méthodes de détection des points d'intérêts

La notion de points d'intérêt a été introduite pour la première fois par Beaudet et Moravec [48]. Les points d'intérêts correspondent à des doubles discontinuités de la fonction d'intensité provoquées par des discontinuités de la fonction réflectance ou de profondeur, comme par exemple les coins, les jonctions en T, en Y ou des points de forte variation de texture. La figure 4 représente les différentes méthodes d'extraction des points d'intérêts utilisées dans la littérature. Le détecteur de points d'intérêts (ou coins) est une étape préliminaire à nombreux processus de vision par ordinateur. Les points d'intérêts, dans une image, correspondent à des doubles discontinuités de la fonction d'intensités. Celles-ci peuvent être provoquées, comme pour les contours, par des discontinuités de la fonction de réflectance ou des discontinuités de profondeur. Ce sont par exemple : les coins, les jonctions en T ou les points de fortes variations de texture. De nombreuses méthodes ont été proposées pour détecter des points d'intérêts. Elles peuvent être classées grossièrement suivant trois catégories :

1. **Approches contours** : l'idée est de détecter les contours dans une image dans un premier temps. Les points d'intérêts sont ensuite extraits le long des contours en considérant les points de courbures maximales ainsi que les intersections de contours.
2. **Approches intensité** : l'idée cette fois-ci, de regarder directement la fonction d'intensité dans les images pour en extraire directement les points de discontinuités.
3. **Approches à base de modèles** : les points d'intérêts sont identifiés dans l'image par mise en correspondance de la fonction d'intensité avec un modèle théorique de cette fonction des points d'intérêts considérés.

Informellement, un point d'intérêt est associé à une discontinuité des niveaux de gris (voire des couleurs), de la texture, de la géométrie, etc. de l'image. Il est souvent assimilé à un coin. Les images de la figure 5 suivante donnent une panoplie de types de coins qui se situent à des jonctions de type « L », « V », « T », « Y », « X » et « damier ».



**Figure 5 : Différents types de coins : (a) jonction en « L », (b) jonction en « V », (c) jonction en « T », (d) jonction en « Y », (e) jonction en « X » et (f) jonction en « damier »**

Dans cette thèse, nous allons utiliser les approches de la deuxième catégorie. Les raisons sont : l'indépendance vis à vis de la détection de contours (stabilité), l'indépendance vis à vis du type de points d'intérêts (méthodes plus générales).

Actuellement, plusieurs recherches sont basées sur la détection des points d'intérêt. Par exemple, Le positionnement d'objets par la détection des points caractéristiques est une technique qui a été abondamment étudiée ces dernières années et trouve notamment des applications dans des domaines comme l'aéronautique (avions, drones), l'automobile (navigation), ou encore la robotique mobile (éviter d'obstacles). Un tel système de positionnement extrait des informations de localisation depuis l'image qui vont nous permettre de détecter la position.

Étant donné le nombre important de pixels dans une image, il serait beaucoup trop lourd d'essayer de les utiliser tous. C'est pourquoi il faut tout d'abord sélectionner les points qui seraient intéressants pour l'étude. Nous appelons en fait point, une fenêtre de pixels centrée sur un pixel donné. La phase de filtrage des points caractéristiques consistant principalement à rechercher dans l'image les points ayant plus de valeur pour cette méthode. Il faut essayer d'avoir des points dont l'apparence est suffisamment discriminante. L'idée consiste donc à rechercher des zones de l'image où il y a un fort changement de contraste, et c'est notamment le cas avec les points se situant sur des bords. Il faut toutefois exclure certains points comme les contours car beaucoup de points sur le même contour peuvent se ressembler. Il existe plusieurs méthodes permettant de trouver les points d'intérêts :

### I.8.1 Détecteur de Moravec

L'idée du détecteur de Moravec [48] est de considérer le voisinage d'un pixel (une fenêtre) et de déterminer les changements moyens de l'intensité dans le voisinage considéré lorsque la fenêtre se déplace dans diverses directions. Plus précisément, on considère la fonction :

$$E(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v) |I(x+u, y+v) - I(x, y)|^2 \quad (17)$$

Où :

- **w** spécifie la fenêtre/voisinage considérée (valeur 1 à l'intérieur de la fenêtre et 0 à l'extérieur) ;
- **I (u; v)** est l'intensité au pixel (u; v) ;
- **E(x; y)** représente la moyenne du changement d'intensité lorsque la fenêtre est déplacée de (x; y).

En appliquant cette fonction dans les trois situations principales suivantes (voir la figure 6), on obtient :

- a. L'intensité est approximativement constante dans la zone image considérée : la fonction E prendra alors de faibles valeurs dans toutes les directions x; y.
- b. La zone image considérée contient un contour rectiligne : la fonction E prendra alors de faibles valeurs pour des déplacements (x; y) le long du contour et de fortes valeurs pour des déplacements perpendiculaires au contour.
- c. La zone image considérée contient un coin ou un point isolé : la fonction E prendra de fortes valeurs dans toutes les directions.



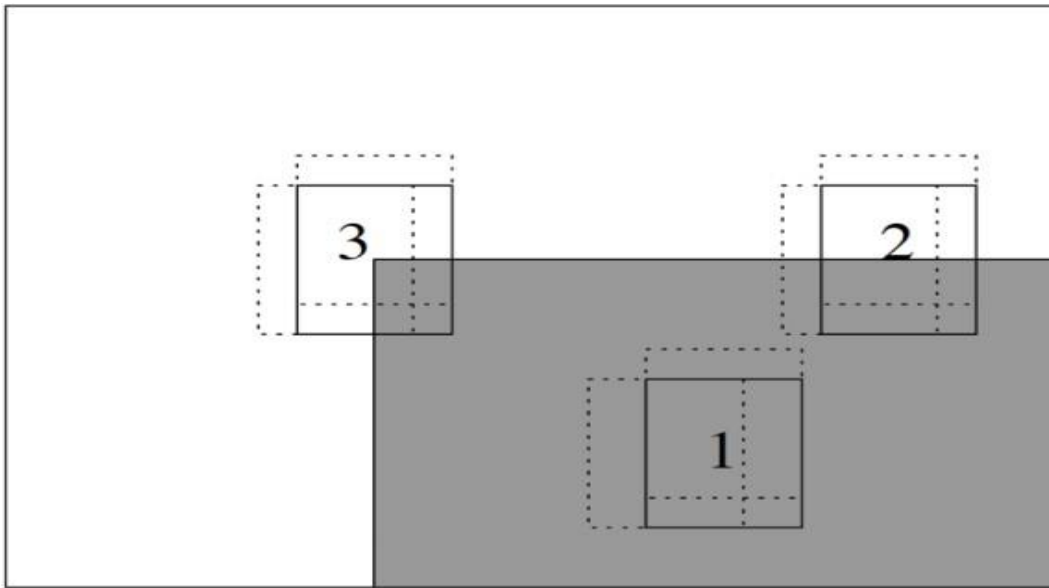


Figure 6 : Différentes situations considérées par le détecteur de Moravec

En conséquence, le principe du détecteur de Moravec est donc de rechercher les maximums locaux de valeur minimale de  $E$  en chaque pixel (au-dessus d'un certain seuil).

### I.8.2 Détecteur de Harris-Laplace

Le détecteur de Moravec [48] fonctionne dans un contexte limité. Il souffre en effet de nombreuses limitations. Le détecteur Harris-Laplace [49] présenté ici est une version améliorée du détecteur de coins de Harris, le détecteur de Harris-Laplace [49], qui est robuste aux rotations, aux variations de luminosité et aux changements d'échelle. Ils ont alors amélioré l'approche en calculant une matrice liée à la fonction d'autocorrélation, qui prend en compte les valeurs des dérivées premières du signal sur une fenêtre. Ceci est une amélioration par rapport à Moravec, car la discrétisation utilisée pour calculer la fonction d'autocorrélation, due au déplacement et aux directions choisies, n'est plus nécessaire.

Suite aux travaux de Harris et Stephens [50] et de Lindeberg, Mikolajczyk et Schmid un détecteur de points d'intérêts multi-échelles nommé Harris-Laplace [49] utilisant les avantages de ces deux méthodes, à savoir la performance du détecteur de Harris couplée à l'aspect multi-échelles utilisé par Lindeberg avec le détecteur LoG.

La détermination des points caractéristiques d'une image  $I$  avec la méthode de Harris-Laplace [49] est obtenue en utilisant la formule de Harris:

$$E(x, y) = (x, y) \cdot M \cdot (x, y)^T \quad (18)$$

Avec

$$M = \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial L}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial L}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial L}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial L}{\partial y}\right)^2 \end{pmatrix} \quad (19)$$

où  $L = g_{\sigma_D} * I$  est l'image lissée avec une gaussienne d'écart type  $\sigma_D$ .

$g$  est une gaussienne :

$$g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$$

La gaussienne  $g_{\sigma_D}$  permet un lissage de l'image en faisant disparaître toutes les structures de taille inférieures à la largeur de la gaussienne. Cela permet également de limiter l'influence du bruit. La symétrie de la gaussienne permet de ne privilégier aucune direction lors du lissage.  $E$  correspond à la fonction d'autocorrélation locale de l'image lissée  $L$ . Cette fonction capture la structure locale de l'image. La matrice  $M$  caractérise le gradient au point  $(x, y)$  de l'image lissée. Une carte des caractéristiques est obtenue en utilisant une deuxième gaussienne pour pondérer les champs de gradient locaux obtenus :

$$E_2(x, y) = (\sigma_D^2 \cdot g * E) \cdot (x, y) \quad (21)$$

Ce second lissage permet d'obtenir les orientations principales du gradient au point  $(x, y)$  dans la localité dont la taille est liée à  $\sigma_I$ .

Les valeurs propres de  $E_2(x, y)$  équation caractérisent les deux principales orientations du gradient au point  $(x, y)$ . Deux valeurs propres importantes et proches caractérisent un coin tandis que deux valeurs propres proches et faibles caractérisent une surface plane présentant peu de variations, le dernier cas caractérisant des contours.

Partant de ce principe, différentes réponses ont été proposées pour déterminer des points d'intérêts :

$$cornerness = \frac{\det(E_2)}{(\text{trace}(E_2))^2} \quad (22)$$

$$cornerness = \det(E_2) - k \cdot (\text{trace}(E_2))^2 \quad k \in [0.02, 0.06] \quad (\text{Formule de Harris}) \quad (23)$$

$$\text{cornerness} = \det(E_2) - k \cdot (\text{trace}(E_2))^2 \quad k \in [0.02, 0.06] \quad (\text{Formule de Harris}) \quad (24)$$

$$\text{Valeur conseillée : } k = 0.04 \quad (25)$$

Les maxima locaux du *cornerness* correspondent à des points caractéristiques.

Il a été montré dans [51] que cette réponse était robuste aux changements de point de vue, aux rotations et aux variations d'illumination. Cependant, elle est très sensible aux changements d'échelle. Dans la suite, nous appelons carte caractéristique de Harris, l'image obtenue par l'une des trois formules précédentes pour une résolution donnée.

Il est très important que les coins utilisés soient de bonne qualité, pour assurer une reconstruction correcte. Dans la figure 7, on remarque au niveau du visage, que le filtre simple médian **SM** fait apparaître de nombreux coins erronés, alors que lorsqu'on applique un filtre de type médian détendu **RM**, on trouve presque les coins trouvés sur l'image originale. Alors que le filtre médian pondéré centré **CWM** a permis de trouver plusieurs coins en particulier des coins souvent très proches les uns des autres mais aussi de vrais coins, ce qui peut causer des erreurs lors de l'extraction des points d'intérêts permettant de caractériser les visages et les yeux. Ainsi, même si des artefacts apparaissent avec **RM** (dus à l'obligation d'être plus tolérant au bruit pour conserver les détails fins), ils ne se révèlent pas aussi gênants que ceux créés par **CWM**.



(a) Image originale



(b) Image bruitée (bruit impulsionnel)



(c) Coins de l'image originale



(d) Coins de l'image bruitée



(e) Coins de l'image bruitée filtrée (SM 3x3)



(f) Coins de l'image bruitée filtrée (RM 3x3)



(g) coins de l'image bruitée filtrée (CWM 3x3)

Figure 7 : Détection des points d'intérêts

## I.9 Conclusion

Ce chapitre a présenté les différents aspects de la problématique de cette thèse. Il a décrit les différentes méthodes utilisées dans le domaine du traitement d'images pour la classification. Il représente les outils développés, et les travaux menés, dans le contexte des problématiques similaires. Ainsi que les différentes caractéristiques de la logique floue et ses domaines d'application.

Pour montrer l'objectif de l'utilisation de la logique floue, une étude comparative a été réalisée pour démontrer l'importance de la logique floue par rapport à la logique classique.

Dans ce chapitre, plusieurs méthodes de détection des points caractéristiques ont été traitées afin de donner une vision générale sur l'utilité des points d'intérêts ainsi que les avantages et les inconvénients de chaque méthode. L'utilisation de ces méthodes a permis de développer un système de classification basé sur la détection des points caractéristiques de l'objet traité.

L'utilisation de la logique floue dans le domaine de traitement d'image et spécialement dans la partie classification a donné une autre alternative pour classer les objets dans une image ou bien dans des séquences vidéos.

## CHAPITRE II.

### CONTRIBUTION 1 :

# IDENTIFICATION DES PERSONNES EN SE BASANT SUR LES YEUX

## Chapitre II : Identification des personnes en se basant sur les yeux

### II.1 Introduction

La classification et la détection des yeux dans des images est un sujet important pour les nouvelles recherches. Dernièrement, Une nouvelle avancée dans la lutte contre la maladie de Parkinson basée sur l'analyse de la rétine [52]. La classification de l'œil humain par vision artificielle est un problème que l'on rencontre dans de nombreux domaines, en médecine, dans le domaine de la communication homme-machine, dans le marketing, ou dans l'automobile. Par exemple, dans la médecine les chercheurs s'intéressent de plus de plus à l'œil comme outil de diagnostic pour dépister les maladies avant même que les symptômes ne se manifestent. Pour cela, La classification des yeux est une opération très importante, car l'utilisation des yeux pour authentifier une personne est très demandée dans les systèmes de sécurité. Dans ce travail, on va utiliser une méthode supervisée pour classification des yeux les yeux.

Dans ce travail, on propose une méthode pour la classification des yeux basée sur la logique floue. La méthode proposée contient plusieurs étapes qui vont nous permettre de minimiser la complexité générale de l'algorithme réalisé. Les résultats de cette recherche peuvent être utilisés dans la biométrie pour identifier une personne, ou bien, dans le domaine de la médecine pour faciliter la tâche des médecins pour prendre une décision.

Les caractéristiques extraites à partir de l'image d'entrée seront l'histogramme de l'image ainsi que les point caractéristiques extraite par le détecteur de Harris [50].

### II.2 Détection des yeux

La méthode utilisée dans cette recherche pour détecter les yeux est basé sur l'extraction des rectangles englobants des yeux, du nez et de la bouche (Figure 8). Elle inclut de la connaissance sur le visage, notamment sur la distribution spatiale de ces caractéristiques sur le visage. Par exemple, les yeux se situent sur la partie supérieure du visage, le nez et la bouche sont alignés sur l'axe de symétrie du visage, etc. Afin de parvenir à de bonnes détections et malgré la variation d'échelle, une carte d'énergie s'adaptant à l'échelle du visage est proposée.



Figure 8 : Détection des yeux avec la méthode Viola and Jones

Cette méthode permet d'analyser une image, sans avoir besoin d'étudier chaque pixel la constituant. En effet, la notion d'image intégrale permet de définir plusieurs zones rectangulaires au sein d'une image. L'intérêt de cette technique réside dans le fait qu'elle offre la possibilité d'accéder à la valeur des autres zones à gauche et au-dessus de la zone sur laquelle nous sommes. Ces zones permettent de créer des caractéristiques pseudoHaar, qui sont en fait des masques permettant de déterminer plusieurs patterns (Figure 9) :

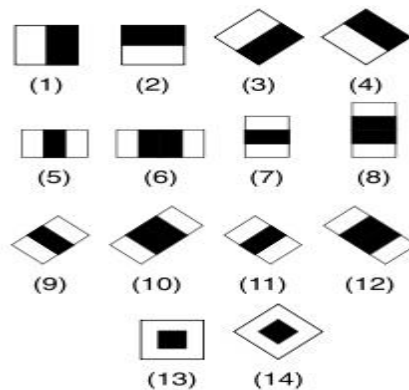


Figure 9 : Caractéristiques pseudo-Haar

Ces caractéristiques permettent de détecter des motifs. Par exemple, la reconnaissance des visages est rendue possible par la variation de l'intensité de la lumière entre les yeux et le nez (caractéristique n°2) et la variation de l'intensité de la lumière entre les yeux et les pommettes (caractéristique n°3). La méthode repose donc sur l'utilisation de ces caractéristiques pseudoHaar et des images intégrales, améliorant ainsi la vitesse de traitement. Deux autres mécanismes interviennent:

- Le classifieur
- Le boosting.

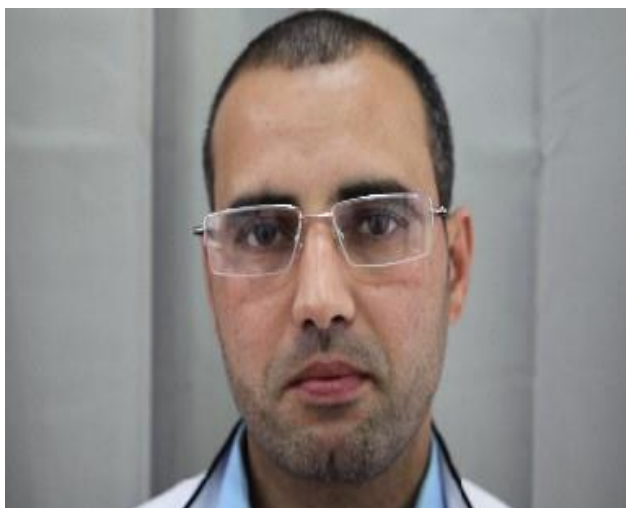


Le classifieur permet de déterminer l'ensemble des zones rentrant sous la coupe d'une caractéristique pseudoHaar, en déterminant les seuils pouvant déterminer les exemples positifs des négatifs. Ceci demande donc une phase d'apprentissage, qui permet de définir les seuils utilisés. Au final, un classifieur est une association entre une caractéristiques pseudoHaar et un seuil. C'est ce qu'on appelle un classifieur faible. Le boosting est un domaine de l'apprentissage automatique (branche de l'intelligence artificielle). C'est un principe qui regroupe de nombreux algorithmes qui s'appuient sur des ensembles de classifieurs binaires.

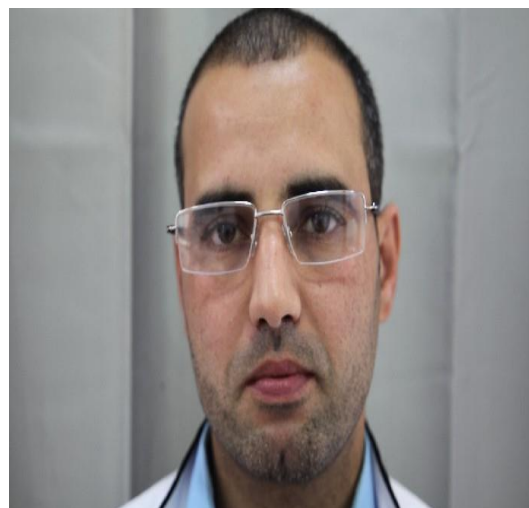
### II.3 Prétraitement

#### II.3.1 Filtre médian

Une fois les données acquises, il est souvent nécessaire de les prétraiter afin de nettoyer les signaux et/ou de mettre en valeur l'information intéressante qui peut y à être traitées. En effet, l'information peut être facilement perturbée électriquement, par l'activité musculaire des yeux ou du visage par exemple. Pour effectuer ce prétraitement, différents filtres spatio-temporels sont utilisés[53]. Les plus répandus sont l'analyse en composante indépendante (ACI) et l'analyse en composante principale (ACP) [54]. Dans cette méthode, on a utilisé un filtre médian (Figure 10) pour améliorer la qualité du traitement. Le choix du filtre médian a permet de minimiser la complexité du traitement en utilisant l'analyse en composante indépendante (ACI) et l'analyse en composante principale (ACP).



(a) Image source



(b) Image filtré

**Figure 10 : Image filtré par le filtre median**

### II.3.2 Base de données

La base de données est constituée d'une matrice  $M$  qui contient les points d'intérêt de toutes les images (figure 8) prises par un appareil photo Canon MARK II 5D ainsi que des images de la bibliothèque de bases de données furet. Ensuite, un filtre médian est appliqué aux images prises par la caméra. La construction des vecteurs caractéristiques des images entrantes se fait par la méthode de Harris [50] (Figure 12). Cette méthode permet de renvoyer un ensemble de points d'intérêt ( $P_{ij}$ ) où  $i$  est le numéro de classe et  $j$  est le numéro de séquence du point (Figure 11).

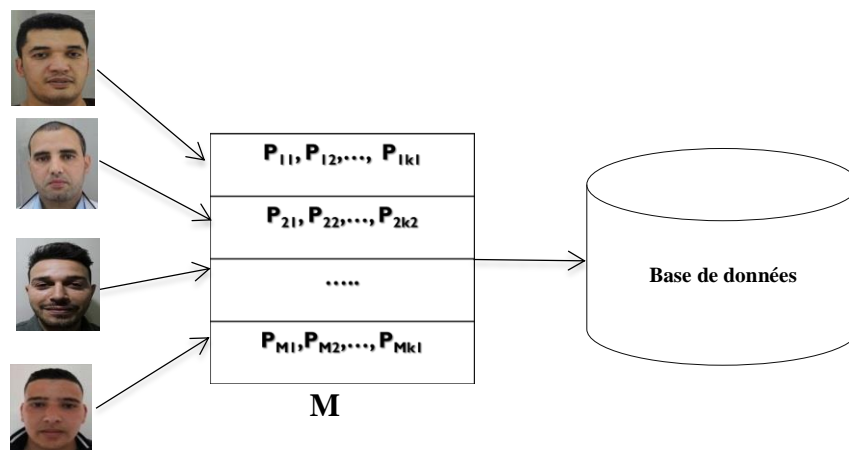


Figure 11 : Matrice des points d'intérêt

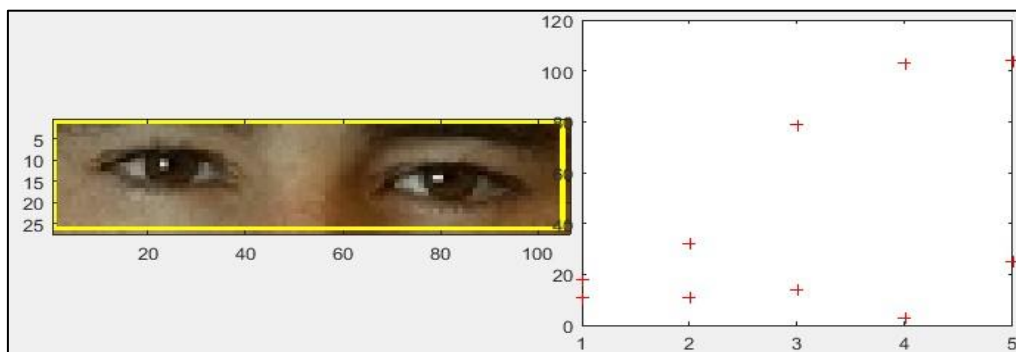


Figure 12 : Extraction des points d'intérêt avec la méthode de Harris

## II.4 Classification floue

Dans l'approche classique le but de cette étape est d'attribuer automatiquement une classe au vecteur de caractéristiques des yeux extrait précédemment. Cette classe représente le type des yeux les plus proches des yeux traités. Dans cette recherche, on a créé une méthode floue pour la classification des yeux.

Le problème de reconnaissance flou des yeux peut être formulé comme suit :

Soit  $C = \{C_1 ; C_2 ; \dots ; C_M\}$  un ensemble de  $M$  classes des yeux enregistrées dans une base de connaissances. Soit  $X_j$  un vecteur caractéristique de l'œil  $j$  de  $d$  réels :

$$X_j = (e_1 ; e_2 ; \dots ; e_d) \in \mathfrak{R}^d. \quad (26)$$

Le classificateur créé dans cette recherche est une application

$$f : \mathfrak{R}^d \rightarrow [0,1]^m \quad (27)$$

$$f(x_j) = (\mu_1(x_j) ; \dots ; \mu_m(x_j))$$

où  $\mu_i(x_j)$  représente le degré d'appartenance des yeux  $X_j$  à la classe  $C_i$

Cette classification floue va produire une matrice  $M$ , dont les colonnes représentent les yeux et les lignes représentent les classes des yeux.

$$M = \begin{pmatrix} D_{C_1}(x_1) & \dots & D_{C_1}(x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{C_m}(x_1) & \dots & D_{C_m}(x_n) \end{pmatrix} \quad (28)$$

Où:

- $D_{C_i}(x_j)$  : Degré d'appartenance des yeux  $x_j$  à la classe  $C_i$

Avec :

$$0 \leq D_{C_i}(x_j) \leq 1 \quad \text{et} \quad \sum_{i=1}^m D_{C_i}(x_j) = 1 \quad (29)$$

$$D_{C_i}(x_j) = \frac{\text{dist}(x_j, c_i)}{\sum_{k=1}^m \text{dist}(x_j, c_k)} \quad \text{Pour } 0 \leq j \leq n-1 \quad (30)$$

- $m$ : représente le nombre de classes,
- $n$ : représente le nombre des visages à classifier,

- $C_i$  : est le vecteur caractéristique du centre de gravité de la classe d'indice  $i$ .
- $\text{dist}(x_j, C_i)$  représente la distance euclidienne entre les yeux  $x_j$  et le centre de gravité de la classe  $C_i$ .

## II.5 Distance

Les distances les plus « populaires » chez les biologistes sont:

- **Distance euclidienne**

$$\text{dist}(x_j, c_i) = \sum_1^d (x_{j,k} - c_{i,k})^2 \quad (31)$$

- Distance déduite du coefficient de corrélation de Pearson

$$\text{dist}(x_j, c_i) = 1 - r_{(x_j, c_i)} \quad (32)$$

- **Distance de « Manhattan »**

$$\text{dist}(x_j, c_i) = \sum_1^d |x_{j,k} - c_{i,k}| \quad (33)$$

- **Distance de Mahalanobis**

La distance de Mahalanobis est souvent utilisée pour la détection de données aberrantes dans un jeu de données, ou bien pour déterminer la cohérence de données fournies par un capteur par exemple : cette distance est calculée entre les données reçues et celles prédites par un modèle.

En pratique, pour le calcul de la distance de Mahalanobis d'un vecteur à plusieurs variables  $x_i$   $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$  à un ensemble de vecteurs de valeurs moyennes  $x = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)^T$  et possédant une matrice de covariance  $\Sigma$  est définie comme suit :

$$D_M(x) = \sqrt{\frac{(x - \mu)^T}{\Sigma(x - \mu)}} \quad (34)$$

La distance de Mahalanobis peut aussi être définie comme étant la mesure de dissimilarité entre deux vecteurs aléatoires  $\vec{x}$  et  $\vec{y}$  de même distribution avec une matrice de covariance  $\Sigma$  :

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\frac{(\vec{x} - \vec{y})^T}{\Sigma(\vec{x} - \vec{y})}} \quad (35)$$

Si la matrice de covariance est la matrice identité, cette distance est simplement la distance euclidienne. Si la matrice de covariance est diagonale, on obtient la distance euclidienne normalisée :

$$d(\vec{x}, \vec{x}) = \sqrt{\sum_{i=1}^p \frac{(x_i - y_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (36)$$

Où

$\sigma_i$  est l'écart type de  $x_i$  sur la série de données.

Dans cette recherche, la distance euclidienne permet de donner des très bons résultats lors des expériences effectuées.

## II.6 Système de détection flou

### II.6.1 Contrôleur flou

Les différentes formes des yeux ainsi que les méthodes d'acquisition d'image introduisent une imprécision sur la détection des yeux. Cette imprécision est due à l'échantillonnage spatial.

Le système flou crée dans ce travail permet de donner le degré d'appartenance des yeux situés sur une image d'entrée à des classes des yeux enregistrés dans une base de données (Figure 13):

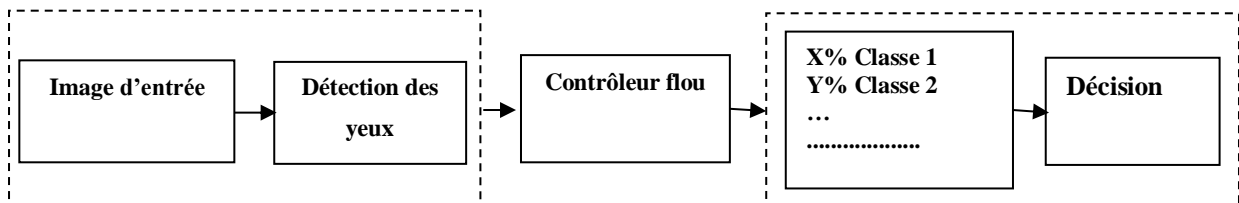


Figure 13 : Architecture du contrôleur flou utilisé

La détection floue adoptée dans cette thèse se fait en suivant plusieurs étapes. La première étape est la localisation des yeux du visage. Ensuite, dans la deuxième étape, un algorithme de détection de point d'intérêt [50] est appliqué afin de générer le vecteur caractéristique de l'image entrante. Ensuite, un système de classification floue permet de donner le degré d'appartenance de la personne traitée à chaque classe de la base de données. Dans la dernière étape, seules les classes ayant les degrés d'appartenance les plus élevés restent dans la décision finale.

Etant donné un vecteur d'entrée  $V_x$  et un vecteur de sortie  $V_y$ ,  $V_x$  représente le vecteur caractéristique des yeux traités et  $V_y$  représente le degré d'appartenance des yeux à chaque classe de la base de données.

Nous avons utilisé un modèle de représentation du traitement flou des images qui comporte cinq étapes (Figure 14). La première étape permet de calculer des propriétés sur l'image d'entrée. Le résultat de cette étape est un vecteur caractéristique  $V_x(x_0, x_1, \dots, x_n)$ . La deuxième étape est la fuzzification. Ensuite, on doit passer par deux étapes, l'inférence floue et la defuzzification avant de donner une décision (Figure 14).

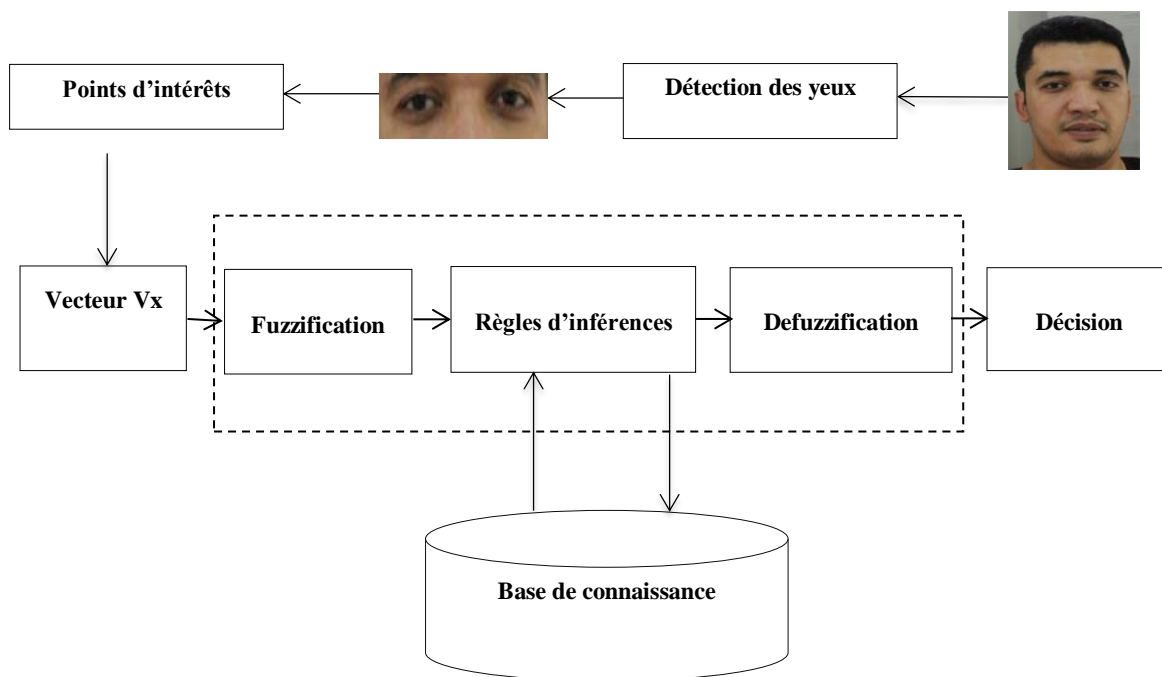


Figure 14 : Système flou pour la classification

Dans cette thèse nous avons utilisé Matlab pour implémenter le système précédent (Figure 15). L'interface de teste contient une partie pour afficher l'image initiale, une partie pour afficher les yeux à extraire afin de passer à l'étape de classification, une partie pour faire la détection des point d'intérêt, et la dernière partie est pour donner le résultat final.

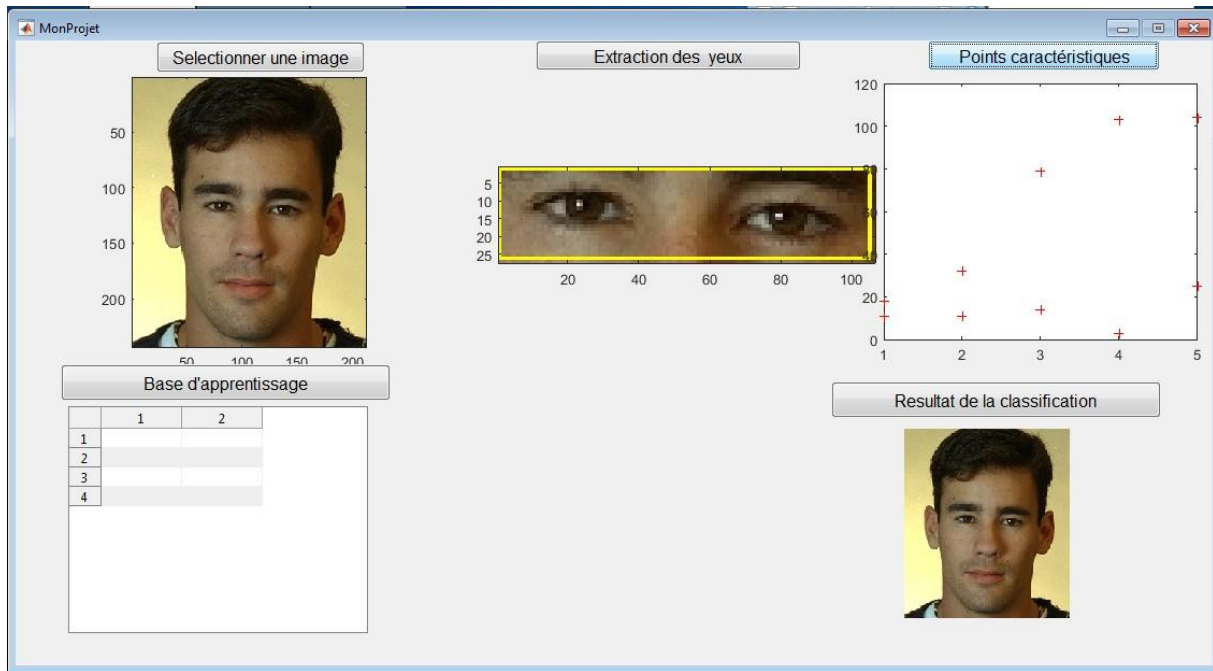


Figure 15 : Interface créée avec le logiciel MATLAB

### II.6.2 Variables linguistiques

La première chose à faire pour réaliser le contrôleur flou est de trouver les variables linguistiques. Une variable linguistique correspond au triplet  $(V, X, TV)$ .  $V$  est la variable,  $X$  la plage de valeurs de la variable et  $TV$  un ensemble fini ou infini de sous-ensembles flous. Dans cette recherche, les variables linguistiques utilisées sont la distance entre les yeux entrants et le centre de gravité de chaque classe de la base de données, ainsi que le nombre de points d'intérêt dans les yeux traités qui a une correspondance dans les images de la base de données.

Dans ce travail la variable linguistique qu'on va utiliser est la similarité entre les yeux d'entrées et les classes de la base de données.

### II.6.3 Fuzzification

La fuzzification consiste à trouver le degré d'appartenance aux termes linguistiques décrivant l'attribut calculé. Dans notre méthode, l'image de caractéristiques sera délivrée à l'étape de fuzzification qui traduit les valeurs en degrés d'appartenance aux termes linguistiques représentant la ressemblance entre les yeux détectés et l'ensemble des yeux enregistrés dans la base de données. Dans cette phase, la qualité de l'image représente un facteur primordial pour avoir de très bons résultats. Par exemple, on sait qu'une image floue risque de donner des vecteurs caractéristiques erronés. Pour remédier à ce problème, Nous avons proposé deux

méthodes pour cette modification, l'une basée sur le jugement d'experts, l'autre automatique [25].

Dans cette approche, on calcule les distances euclidiennes entre les yeux détectés et les différentes classes de la base de connaissance. Ensuite, à chaque distance calculée, on fait correspondre une valeur linguistique (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS)) avec un degré d'appartenance.

Soit les sous-ensembles flous faible similarité, moyenne similarité, haute similarité (Figure 16).

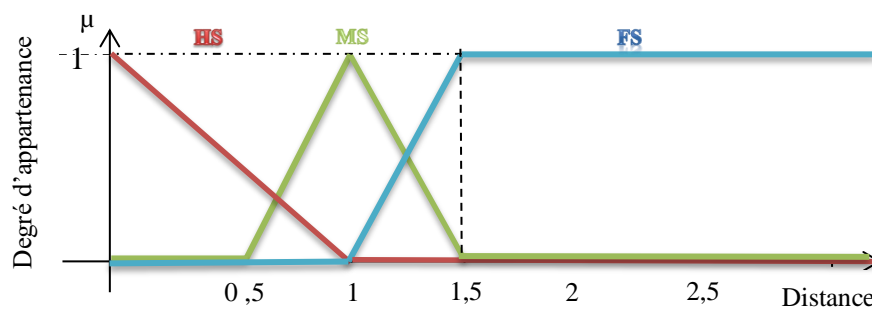


Figure 16 : Variable distance et les ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS))

Lorsque la distance entre le vecteur caractéristique des yeux entrants et le centre de gravité de la classe est suffisamment petite, la similarité devient forte. Par conséquent, le degré d'appartenance pour le sous-ensemble haute similarité est grand tandis que l'inverse pour les sous-ensembles à moyenne et faible similarité (figure 16).

Pour augmenter la qualité des résultats, le nombre de points d'intérêt trouvés dans l'image d'entrée qui a une correspondance dans les images des classes de la base de données est une variable qui influence sur l'état de la similarité. La figure 17 montre les résultats expérimentaux des degrés d'appartenance liés au nombre de points caractéristiques à chaque sous-ensembles flous. D'après la figure 17, on peut constater l'impact du nombre de point caractéristiques sur le résultat de la classification. De plus, le choix de trois sous-ensembles flous a permis de mieux différencier les états de classification.



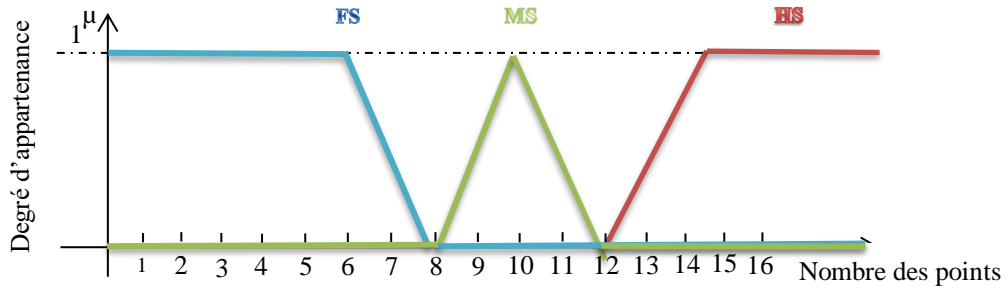


Figure 17 : Nombre de points d'intérêts dans les yeux et ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS))

D'après les résultats expérimentaux (Figure 17), lorsque le nombre de points caractéristiques est inférieur à quatre, l'image entrante ne correspond à aucune classe de la base de données. En d'autres termes, le degré d'appartenance de la variable au sous-ensemble flou est nul. Mais lorsque le nombre de points devient supérieur ou égal à cinq, une faible similarité est constatée. Par conséquent, le nombre de points est très important pour trouver le pourcentage de membres de l'image pour chaque classe. De plus, lorsque ce nombre dépasse douze, le classement devient très proche de la réalité.

#### II.6.4 Système d'Inférence

Après l'étape de fuzzification, il est nécessaire de définir des règles expliquant comment la similarité entre l'image entrante et les classes de la base de données se comporte en fonction de la distance et du nombre de points caractéristiques trouvés.

Le système d'inférence est utilisé pour représenter la relation entre les variables d'entrée et de sortie du système [16]. Plusieurs approches sont utilisées pour générer des systèmes d'inférence floue [18].

L'architecture générale du système d'inférence est basée sur des règles floues. Une règle floue est une combinaison de variables d'entrée. Une combinaison utilise des opérateurs flous, tels que "ET" et "OU".

Les modèles de Mamdani [55] permettent de faire une description linguistique du système par un ensemble de règles floues de la forme [56] :

$$\mathbf{SI} (x_1 \text{ est } A_1 \mathbf{ET} x_2 \text{ est } A_2 \mathbf{ET} \dots \mathbf{ET} x_n \text{ est } A_n) \mathbf{ALORS}$$

$$y_1 \text{ est } B_1 \mathbf{ET} y_2 \text{ est } B_2 \mathbf{ET} \dots \mathbf{ET} y_m \text{ est } B_m$$

Où  $x_i$  et  $y_j$  sont respectivement les variables linguistiques d'entrée et de sortie et  $A_i$  et  $B_j$  sont les ensembles linguistiques flous.

Les figures 8 et 9 montrent les relations utilisées pour générer l'ensemble de règles d'inférence. La distance entre les yeux des personnes traitées et les classes de la base de données, et le nombre de points caractéristiques permettent de donner le pourcentage d'appartenance de chaque ensemble flou, ce qui permet de prendre une décision. Plusieurs règles peuvent être utilisées dans la base de données d'inférence. Par exemple:

- SI (distance est HS ET nombre de points est HS) ALORS Similarité est HS
- SI (distance est FS ET nombre de points est FS) ALORS Similarité est FS
- SI (distance est HS ET nombre de points est MS) ALORS Similarité est HS
- SI (distance est FS ET nombre de points est MS) ALORS Similarité est FS
- SI (distance est HS ET nombre de points est FS) ALORS Similarité est MS
- SI (distance est MS ET nombre de points est MS) ALORS Similarité est MS

Le calcul des degrés résultants après l'application de différentes règles d'inférence se fait par deux operateurs :

- **Opérateurs de Zadeh :**
  - ✓ Opérateur « **OU** » : Maximum des degrés d'appartenances aux ensembles considérées.
  - ✓ Opérateur « **ET** » : Minimum des degrés d'appartenances aux ensembles considérées.
- **Opérateurs probabilistes :**
  - ✓ Opérateur « **OU** » : Somme des degrés d'appartenances aux ensembles considérées moins le produit des degrés d'appartenances aux classes considérées.
  - ✓ Opérateur « **ET** » : Produit des degrés d'appartenances aux ensembles considérées.

### II.6.5 Défuzzification

La défuzzification consiste à appliquer la règle floue choisie. Deux méthodes sont utilisées :

- **Moyenne des maximas (MM).**

$$MM = \frac{\int_s x dx}{\int_s dx} = \frac{\sum_{i=0}^n x_i}{N} \quad (37)$$

Où :

$$S = \{x \in U \text{ tel que } \mu(x) = \text{SUP}_{x \in U}(\mu(x))\}$$

- **Centre de Gravité (COG)**

$$CG = \frac{\sum_a^b \mu(x) * x}{\sum_a^b \mu(x)} \quad (38)$$

### II.6.6 Décision

L'objectif dans cette étape est de garder seulement les classes  $C_i$  dont le degré d'appartenance des yeux  $X_j$  est supérieur ou égal à un seuil donné, les yeux détectés peuvent maintenant appartenir à plusieurs classes.

### II.7 Evaluation des performances

Nous avons effectué plusieurs tests pour prouver la fiabilité de notre étude. Pour chaque image nous avons procédé à une comparaison entre l'algorithm utilisé dans cette recherche et les autres algorithmes qui existent dans le domaine. Notre base de données des images contient 2000 personnes, Nous avons pris un échantillon de 900 personnes pour faire les tests.

Image	Méthodes de détection					
	Methode biométrique		Methode par régression		Méthode proposée	
Groupe 1	85%	3.5s	74.9%	3.15s	86%	3.34s
Groupe 2	73%	4s	41%	4.2s	78%	4s
Groupe 3	81%	2.2s	77%	2.4s	83%	2.3s

**Tableau 1 Résultat de classification obtenu par trois méthodes**

La méthode 1 utilisée dans les tests représente la méthode de [57], et la méthode 2 représente la méthode de Mark Everingham and Andrew Zisserman [58]. Dans la première méthode[57], les caractéristiques biométrique génotypiques sont utilisées pour la classification de l'iris et la pupille. De plus, la classification se fait en utilisant le nombre total de points clés extraits et le diamètre de la pupille. Dans la deuxième méthode[58], une régression est utilisée

visant à minimiser directement les erreurs de localisation des yeux ainsi qu'une classification basée sur un modèle bayésien de l'œil permet simplifier la tâche de classification.

Chaque méthode de classification a des avantages et des inconvénients. Les méthodes biométriques et les méthodes basées sur la régression sont très utilisées dans plusieurs domaines et permettent de donner un taux de classification très élevé. Cependant, des problèmes peuvent être rencontrés avec ces méthodes, comme le temps d'exécution qui ralentira la prise de décision. De plus, les méthodes de classification par régression souffrent d'un inconvénient majeur au niveau du choix de nombre d'éléments dans chaque classe ainsi que le choix des classes. Alors, le choix de la bonne méthode dépend de l'application visée. La première méthode [14] est basée sur le calcul du nombre total de points clés extraits et le diamètre de la pupille. La deuxième méthode [15] utilise une approche bayésienne pour la classification des yeux.

La fiabilité de l'algorithme proposé dépend essentiellement de la qualité de l'environnement (éclairage par exemple) dans lequel les yeux se trouvent. D'après les résultats obtenus dans les différentes expériences, l'approche adoptée dans ce travail ne permet pas de donner un bon résultat si la qualité de l'image est faible ainsi que lorsqu'on a une partie des yeux visible.

### **II.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons expliqué les raisons pour lesquelles on a remplacé l'approche classique par une approche basée sur la logique floue. Nous avons proposé dans ce travail un prototype d'un système de classification des yeux basé sur la logique flou en passant par plusieurs étapes.

La première étape de cette méthode consiste à détecter les yeux de la personne par la méthode Viola and Jones [13], puis, le résultat de la détection doit être suivi par une phase de fuzzification. Ensuite, un ensemble des règles d'inférences seront appliquées, et on terminera par une phase de defuzzification.

Nous avons pu mettre en place une nouvelle stratégie pour la classification des yeux. Cette technique est robuste et devrait aider les chercheurs dans plusieurs domaines.

## CHAPITRE III.

### CONTRIBUTION 2 :

# CLASSIFICATION FLOU DES VISAGES EN UTILISANT UN SYSTEME MULTI- AGENTS

## Chapitre III : Classification floue des visages en utilisant un système multi-agents

### III.1 Introduction

Jusqu'à maintenant, il n'y a pas de méthode générale pour l'extraction et la reconnaissance de visage dans les différentes situations, car, le visage humain est un objet flexible et déformable, alors, la tâche de correctement modéliser le prototype d'identité d'un individu est très complexe. De plus, la faible résolution des images peut aussi être une source de problème pour le système de reconnaissance. Afin de diminuer la complexité du modèle adopté dans cette recherche, une organisation multi-agents basée sur un modèle hiérarchique a été choisie. Les systèmes de reconnaissance de visages dans des séquences vidéo créés dans cette recherche comportent deux grandes phases (Figure 15) : la phase d'apprentissage et la phase de classification. Lors de l'apprentissage, le système crée un modèle facial, une représentation statistique de l'apparence du visage d'une personne. Cette représentation sera générée à partir de plusieurs images au fur et à mesure que le sujet se déplace à travers un espace. Les informations provenant de l'ensemble de ces différents angles pourraient être recueillies pour former un modèle du visage. Ensuite, dans la phase de classification, les degrés d'appartenance du visage à chaque classe seront calculés.

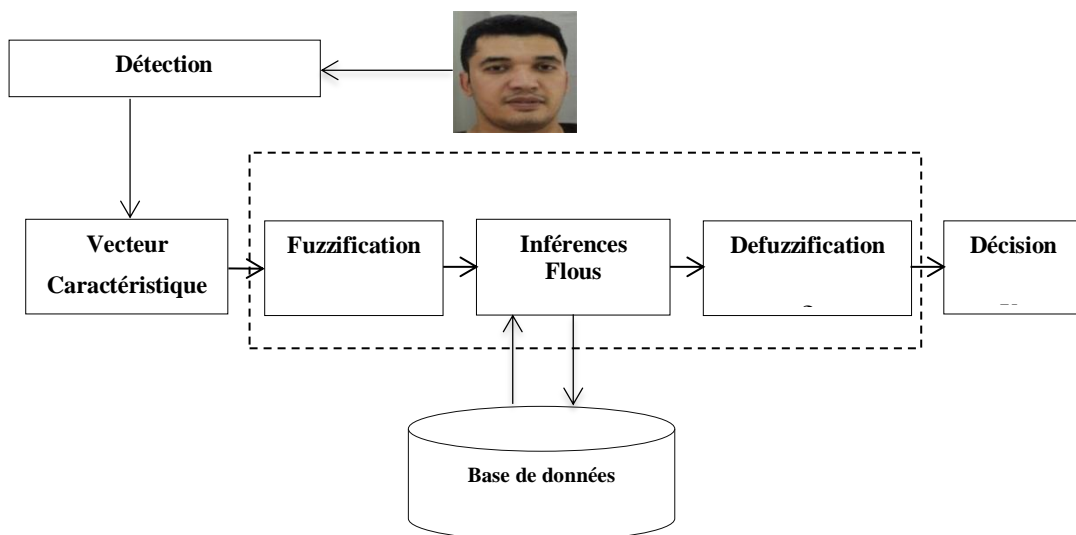


Figure 18 : Architecture de système de reconnaissance de visage.

## III.2 Systèmes multi-agents

### III.2.1 Introduction

Depuis quelques années, les systèmes multi-agents ont pris une place de plus en plus importante en informatique, que ce soit dans le domaine de l'intelligence artificielle, dans ceux des systèmes distribués, de la robotique, ou même dans ce champ disciplinaire nouveau qu'est la "vie artificielle", en introduisant la problématique de l'intelligence collective et de l'émergence de structures par interactions. En situant la question au niveau de l'autonomie des individus, que l'on appelle agents, et des interactions qui les lient, les systèmes multi-agents soulèvent de nombreuses questions. Quels sont en effet les concepts fondateurs de ce domaine? Comment se différencie-t-il des autres disciplines et en particulier de l'intelligence artificielle, des systèmes distribués et de la robotique? Quels sont ses apports aux sciences cognitives et à la réflexion philosophique en général?

La conception d'un système multi-agents n'est pas une tâche facile, en particulier dans le cadre de la gestion de la sécurité qui est un domaine très complexe. Il est maintenant largement approuvé que pour gérer et réduire la complexité des systèmes, il est nécessaire d'utiliser des techniques de modélisation et des méthodologies de conception qui supportent l'abstraction, l'organisation, la modularité et autres mécanismes [59]. Notre but n'étant pas de proposer une nouvelle méthodologie de conception de système multi-agents, nous nous sommes intéressés aux méthodologies existantes [59] pour la conception de du système multi-agents. En se basant sur ces trois méthodologies nous définissons :

- D'une part, la structure organisationnelle de notre système où nous identifions : les rôles et les interactions entre les rôles ;
- D'autre part, l'architecture interne de l'agent de sécurité, basée sur le modèle BDI, où nous identifions :
  - Les fonctions principales nécessaires à un agent pour assurer la sécurité du réseau, indépendamment des types de rôles identifiés dans le modèle organisationnel ;
  - Les attitudes mentales de l'agent (principalement ses croyances et buts).

Dans cette section, nous présentons le modèle organisationnel du système multi-agents ainsi que le modèle interne d'un agent de sécurité.

Un système multi-agents est composé de plusieurs sous-systèmes autonomes appelés agents dont chacun a une activité et des informations propres. Le comportement général d'un système multi-agents est lié à l'activité combinée de l'ensemble de ses agents et la réalisation d'une tâche peut alors impliquer plusieurs entités.

Un agent est un processus situé dans un environnement et qui manipule des données et des actions. Il peut interagir avec l'environnement ou avec d'autres agents. Un système multi-agents est un ensemble d'agents dans un environnement spécifique ayant une fonction précise.

### III.2.2 Domaines d'application

Les domaines d'application des systèmes multi-agents sont particulièrement riches. Nous en citerons seulement les principales directions, toute recherche d'exhaustivité aboutissant à une sclérose a priori d'un domaine de recherche en pleine évolution. On peut considérer qu'il existe cinq grandes catégories d'applications des systèmes multi-agents: la résolution de problèmes au sens large, la robotique distribuée, la simulation multi-agent, la construction de mondes hypothétiques et la conception génétique de programmes (Figure 19).

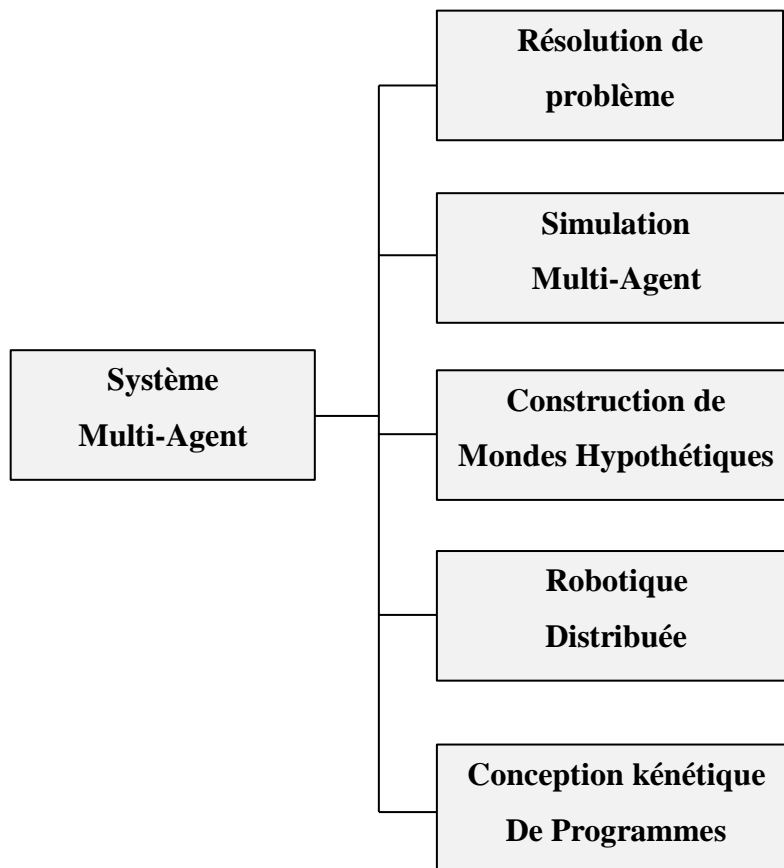


Figure 19 : Classification des différents types d'application des systèmes multi-agents Types d'interactions entre agents



Lorsque les agents réalisent leurs actions, certaines actions exécutées simultanément peuvent soit entraîner des conflits soit améliorer les performances. Catégories de relations pouvant exister entre ces actions [60] :

- Relations négatives (ou conflictuelles) : gênent ou empêchent plusieurs actions de se réaliser simultanément : incompatibilité de buts ou limitation de ressources (Ex: "rester près de la porte" et "ouvrir complètement la porte")
- Relations positives (ou synergiques) : favorisent les actions en les faisant bénéficier les unes des autres (Ex: "sortir le chien" et "se dégourdir les jambes")
- Relations d'égalité : certaines actions ne sont pas liées à un agent particulier et peuvent être réalisées par un autre agent
- Relations de subsomption : l'action a d'un agent A fait partie des actions b d'un agent B, et en réalisant b, B réalise du même coup a
- Relations de faveur : l'action en se réalisant favorise la possibilité d'en réaliser une autre

L'environnement d'un système multi-agents est un élément important dans le système multi-agents. C'est grâce à lui que les agents peuvent coexister et interagir. L'environnement doit pouvoir être perçu par les agents et ces derniers doivent pouvoir agir dessus et interagir au travers. Avec celle des comportements individuels, la spécification de l'environnement permet de définir la dynamique d'un système multi-agents. Lorsque les agents sont réactifs, l'environnement détient une importance capitale. En effet, comme ces agents ne peuvent communiquer directement entre eux, il est le médiateur de leurs interactions. Ils s'influencent mutuellement soit par leur position s'ils sont situés, soit par l'intermédiaire d'objets qu'ils perçoivent et modifient.

### III.2.3 Types d'environnement

Selon le point de vue que l'on adopte, différents types d'environnements peuvent être identifiés :

- Point de vue du système multi-agents : l'environnement correspond à l'ensemble des entités extérieures au système.
- Point de vue de l'agent : l'environnement est tout ce qui est extérieur à lui-même.
- Point de vue du concepteur : il peut correspondre à l'état du système, ou représenter l'ensemble des outils permettant de simuler, de visualiser et d'évaluer le système multi-agents.

### III.2.4 Caractéristiques d'un système multi-agents

Un système multi-agents possède la plupart des caractéristiques suivantes [61]:

- Distribution : le système est décomposable, l'élément de base étant l'agent.
- Décentralisation : les agents sont indépendants, il n'y a pas de décisions centrales valables pour tout le système.
- Autonomie : un agent est en activité permanente et prend ses propres décisions en fonction de ses objectifs et de ses connaissances.
- Echange de connaissances : les agents sont capables de communiquer entre eux, selon des langages plus ou moins élaborés.
- Interaction : les agents ont une influence localement sur le comportement des autres agents.
- Organisation : les interactions créent des relations entre les agents, et le réseau de ces relations forme une organisation qui peut évoluer au cours du temps. D'autres part, l'ouverture d'un système, qu'il soit physique ou informatique, représente la possibilité qu'il échange de l'information ou de la matière avec l'extérieur, et que son environnement possède une dynamique propre avec des évolutions imprévisibles. Pour un système multi-agents, l'ouverture désigne la capacité d'ajouter ou de retirer dynamiquement dans le système des agents, ou des fonctionnalités et des services de ces agents [62]. Un système multi-agents ouvert est donc un système extensible et évolutif. La dynamique d'un système multi-agents est définie au niveau des comportements individuels des agents, et son évolution découle de leurs interactions. Cette décentralisation impose également au système multi-agents de fortes contraintes. Elle peut être vue comme le fait qu'un intervenant extérieur au système multi-agents est soumis à des contraintes de localité similaires à celles des agents : il ne peut percevoir et agir que sur une partie du système

L'état courant du système multi-agents n'est pas nécessairement connu entièrement, seuls des indicateurs limités sur son état sont disponibles, et permettent son observation partielle. De la même manière, une action destinée à influencer sur le système multi-agents pourra ne pas s'appliquer à l'ensemble du système, ou pas de manière synchronisée. Aussi, on distingue deux typologies des systèmes multi-agents selon le type des agents qui les composent, à savoir les systèmes multi-agents cognitifs et les systèmes multi-agents réactifs.

### III.2.5 Typologies de système multi-agents

#### **Systeme multi-agents réactif**

Un système multi-agents réactif est composé d'agents réactifs. L'étude des systèmes multi-agents réactifs cherche à comprendre le fonctionnement du système comme un tout, en se focalisant sur les aspects collectifs du système c'est-à-dire sur les interactions et la dynamique qui en résulte. Ce système présente plusieurs avantages tels que la fiabilité (assurée par le grand nombre d'agents du système et leur simplicité) et la grande flexibilité vis à vis du changement dynamique de son environnement. Cependant, la création de tels systèmes doit faire face aux difficultés de prédiction du comportement global non représenté explicitement dans le système, et aussi on peut avoir des difficultés à contrôler les comportements individuels par rapport à un objectif non représenté explicitement.

#### **Systeme multi-agents cognitif**

Un système multi-agents cognitif est composé d'agents cognitifs. L'étude de ce système cherche à améliorer les comportements individuels des agents en s'intéressant à leur intelligence individuelle, leur modèle cognitif, et leurs communications. Ce type de système met l'accent sur l'agent et ses capacités. Ce système est facile à concevoir pour les applications dont l'évolution est prévisible, aussi il tire profits des mécanismes de représentation complexe, et permet l'échange d'information. Cependant, il présente quelques inconvénients tels que : la difficulté de représenter les connaissances dans les problèmes complexes, la complexité de communications entre agents, la faible performance pour des actions en temps réel, temps important de réalisation des tâches et l'impossibilité d'adaptation pour un environnement dynamique.

En général, la différence entre les agents réactifs et les agents cognitifs peut être expliquée par le compromis efficacité/complexité. Nous partageons l'opinion d'un nombre important de chercheurs dans le domaine, qui affirment qu'aucune des architectures (réactive et cognitive) n'offre une solution unique. Le tableau suivant résume les différences entre les modèles cognitifs et les modèles réactifs.

Systèmes d'agent cognitifs	Systèmes d'agent réactifs
Présentation explicite de l'environnement	Pas de représentation
Peut tenir compte de son passé	Pas de mémoire de son historique
Agents complexes	Fonctionnement stimulus/action
Petit nombre d'agents	Grand nombre d'agent

**Tableau 2 : Comparaison entre agent cognitif et agent réactif**

En fonction du contexte problème, l'une des architectures est plus adaptée que l'autre. La distinction réside avant tout dans l'objectif lié à l'étude du système, comme indique dans [63]:

- L'étude des systèmes multi-agents cognitifs cherche à améliorer les comportements individuels des agents en s'intéressant à leur intelligence individuelle, leur modèle cognitif, et aux communications. Elle met l'accent sur l'agent et ses capacités.
- L'étude des systèmes multi-agents réactifs cherche à comprendre le fonctionnement du système comme un tout, en se focalisant sur les interactions et la dynamique qui en résulte, donc sur les aspects collectifs du système. L'une des caractéristiques importante qui constitue l'essence d'un système multi-agents est l'interaction. Grâce à elle, les agents vont pouvoir produire des comportements collectifs complexes dont les conséquences exercent en retour une influence sur le comportement futur du système multi-agents. Qu'ils soient réactifs ou cognitifs, le problème principal à aborder est « comment faire interagir les agents afin qu'ils accomplissent leurs tâches, et atteignent les buts pour lesquels ils ont été conçus.

### III.3 Classification flou des visages

La classification des visages est une activité mentale qui permet de trouver la classe ou la catégorie de chaque visage. Les articles traitant de classification mettent en jeu soit des nouvelles techniques, soit des versions adaptées à une situation bien spécifique. Il est évident qu'aucune de ces techniques ne peut prétendre à une efficacité universelle. Toutefois, Cette appartenance est dans la plupart des cas vague. Dans cette recherche, la méthode de classification utilisée est basée sur l'incertitude introduite par Zadeh [9]. Cette logique favorise l'appartenance partielle ou relative d'un visage [43]. L'appartenance d'un visage ou vecteur n'est pas limitée à une seule classe mais partagées avec d'autres classes ce qui tient en compte des partitions chevauchées c'est le cas de la classification floue [64], ou l'algorithme C-Moyenne flou est le plus utilisé [43]. Il y'a même un autre algorithme nommé Suppressed Fuzzy

C-Means (S-FCM) [65], qui a permis d'améliorer la qualité de la segmentation pour un volume important de données.

La classification faciale a trouvé de nombreuses applications et a attiré d'importantes recherches dans des domaines de la vision par ordinateur. Les méthodes utilisées actuellement pour la reconnaissance faciale reposent sur la forme géométrique du visage, les caractéristiques globales de l'image du visage, les traits du visage [66]. Certains chercheurs ont également adopté une méthodologie hybride en appliquant la fonction des techniques basées sur les régions localisées de l'image faciale [46]. Plusieurs méthodes de reconnaissance de visage comprennent une étape de projection de l'image de visage d'un espace de grande dimension à un espace plus maîtrisable ayant un nombre de dimension inférieure. La technique permettant de fournir des moyens de dimensionner réduction est l'analyse des composantes principales (ACP), suivie par l'analyse discriminante linéaire de Fisher (LDA).

Dans cette thèse nous avons utilisé Matlab (Figure 20) et le langage de programmation JAVA (Figure 21). Ce dernier permet de faciliter l'utilisation du système multi-agents afin d'implémenter l'algorithme de classification de visage créé:

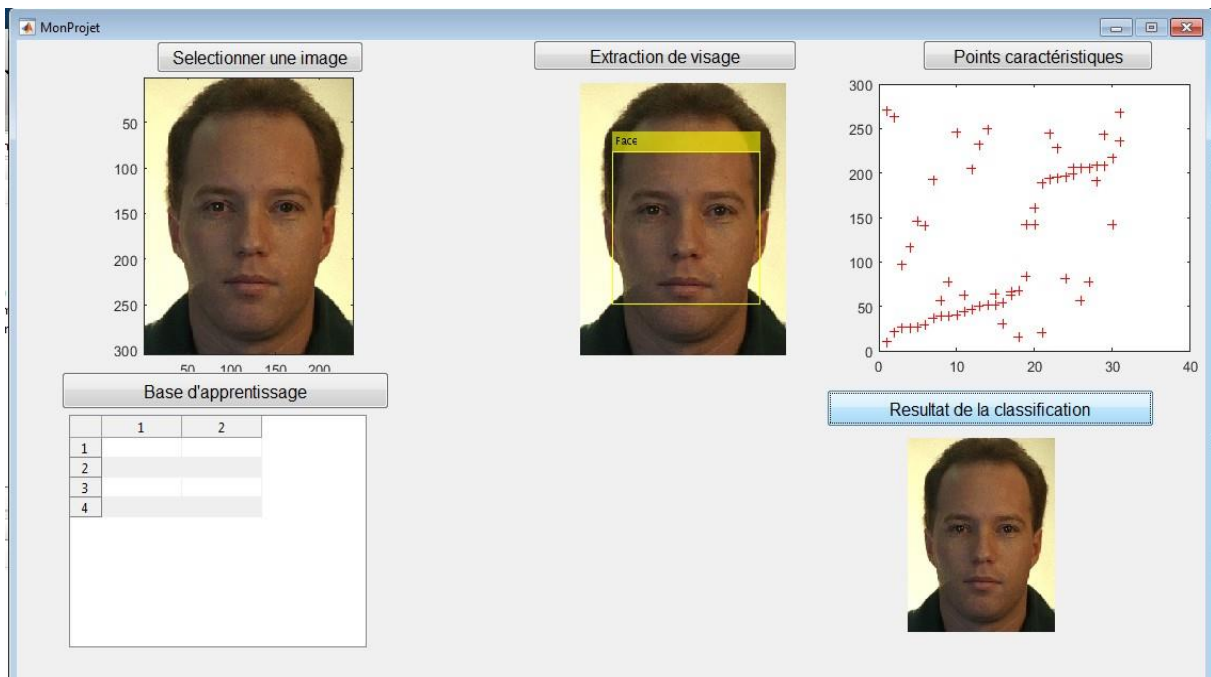


Figure 20 : Interface créée avec le logiciel MATLAB pour la classification des visages

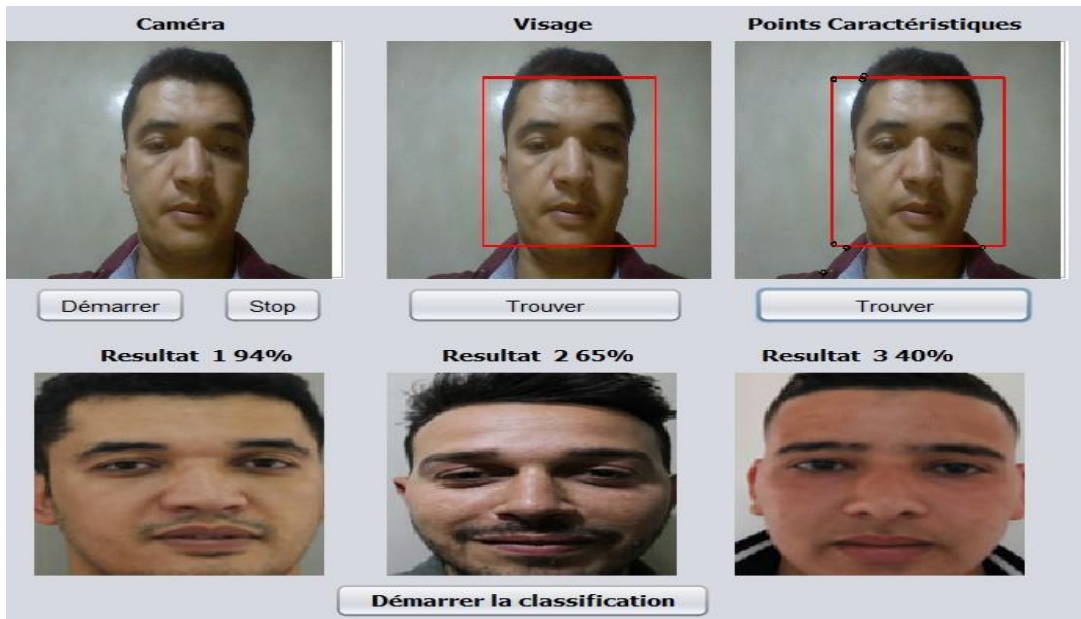


Figure 21 : Interface créée avec le langage de programmation JAVA

### III.4 Systèmes multi-agent

Avant de présenter le système multi-agent en tant qu'un ensemble d'agents, il faut présenter la notion d'agent. Pour ce faire, nous présentons les principales définitions d'agent. La plus générale ; Un agent est une entité autonome, douée de raisonnement et capable de communiquer avec ses semblables. Cependant, M. Wooldridge propose une définition qui limite les agents aux systèmes informatiques : Un agent est un système informatique qui est situé dans un environnement et qui est capable d'appliquer des actions autonomes dans le but de satisfaire ses buts [67].

L'accroissement des capacités de calcul a permis, ces dernières années, de développer des méthodes de plus en plus complexes d'analyse faciale [68]. Cependant, La tâche de reconnaître un visage dans une séquence vidéo reste très complexe et requiert un grand nombre de calculs avant de produire la prédiction de l'identité. Les systèmes multi-agent permettent de simplifier les problèmes complexes en respectant une hiérarchie qui permet de distribuer les tâches entre plusieurs agents. La philosophie de notre système multi-agents utilisé dans cette recherche propose d'une part, de distribuer les tâches et les connaissances nécessaires à l'extraction et la reconnaissance du visage entre un ensemble d'agents. Chaque agent a une mission spécifique au sein du système de reconnaissance et doit posséder un niveau d'autonomie, de perception, et de communication avec les autres agents.

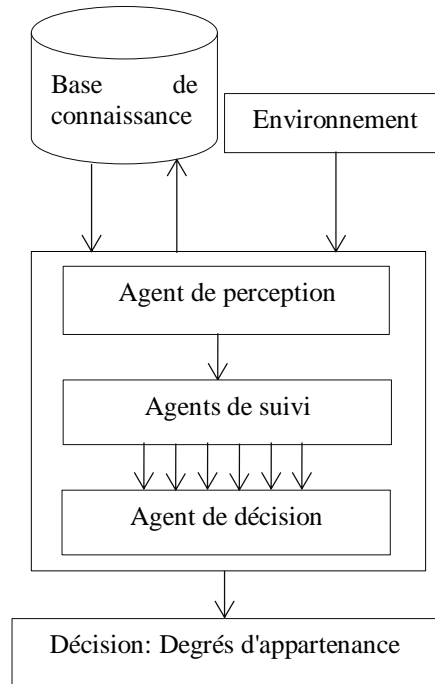


Figure 22 : Système multi-agent

### III.4.1 Agent de perception

Cet agent a pour mission la perception et la reconnaissance des nouveaux visages qui vont entrer dans la scène. La couche de perception contient 2 étapes : la détection, l'affectation de chaque nouveau visage à un agent qui va s'occuper du suivi et de tous les changements de ce visage, afin de générer un modèle représentatif pour le visage. En se basant sur un processus itératif, ce module permet de vérifier continuellement la présence du visage dans la scène. L'agent de perception permet contrôler les changements d'environnement d'une manière permanente.

### III.4.2 Agents de suivi

L'algorithme développé aura deux tâches principales à effectuer. Tout d'abord la localisation des visages dans le champ visuel de et leur poursuite à chaque rafraichissement de l'image. Ensuite la reconnaissance des visages détectés.

Un agent de suivi permet de suivre un visage sur la scène afin de générer un modèle représentatif de la personne. Pour favoriser l'autonomie de l'agent, l'extraction des visages consiste en trois étapes successives, tout d'abord l'acquisition de l'image courante. Ensuite, une étape de filtrage dans laquelle, les visages qui existent déjà dans la scène seront éliminés. Enfin, la dernière étape sera la création d'un agent qui va s'occuper de chaque nouveau visage.



### III.4.3 Agent de décision

L'agent de décision est un élément très important dans notre architecture. Il permet de classifier chaque visage reçu des agents de suivi. Il a une file d'attente qui va contenir les visages à classifier. Cet agent prend le visage en tête de la file d'attente et donne le degré d'appartenance de ce visage à chaque classe de visage en calculant la similarité entre le visage et les classes de visage.

La base de connaissance représente une base de données qui stocke toutes les classes de visage. Le module de perception permet à l'agent de percevoir l'état des autres agents dans son environnement.

### III.5 Segmentation de visage

La segmentation de visage est la première étape à faire avant de passer à l'étape de reconnaissance. Il existe plusieurs méthodes pour la segmentation de visage. On peut les grouper en 4 méthodes principales: des approches basées sur des caractéristiques invariantes comme la forme [69], la texture [70], la couleur de peau [71], le contour [72],..., des approches basées sur des règles, des approches basées sur la mise en correspondance permettant de déterminer les visages en comparant chaque partie de l'image avec un pattern de visage qui a été construit auparavant [73], des approches basées sur des techniques d'apprentissage automatique [45]. Autre méthode créée par Yang et Huang [74] consiste à réaliser un système de détection de visage en utilisant des règles pour chercher des candidats, puis chaque candidat est déterminé comme un visage ou non grâce à sa caractéristique de contour. Les méthodes basées sur l'apprentissage automatique créent des modèles après la phase d'apprentissage et puis utilisent ces modèles pour trouver des visages en utilisant les réseaux de neurones [75].

Dans cette recherche, la méthode utilisée pour extraire la région du visage est basée sur l'extraction des traits caractéristiques du visage à l'aide de modèles paramétriques adaptés [66]. Cette méthode permet d'extraire les contours des traits permanents du visage à savoir: les yeux, les sourcils et les lèvres. Pour la modélisation de la bouche plusieurs modèles ont été proposés [76].

L'algorithme utilisé dans cette recherche peut être décrit en deux étapes :

- La première étape consiste à effectuer une segmentation couleur révélant plus particulièrement les zones de teinte chair.



- La deuxième étape utilise une approche basée sur les contours actifs pour délimiter les contours internes et externes des yeux, les sourcils et lèvres

### III.5.1 Segmentation des régions de peau

La détection de la couleur de peau en utilisant l'espace RGB ne nécessite aucun modèle de peau et aucune transformation des couleurs, elle vérifie simplement une suite des contraintes pour décider si un triplet de couleur (R, G, B) représente une couleur de peau ou non, ces contraintes sont divisées en deux, selon l'état de l'éclairage, fort (jour) ou faible(nuit) [77].

#### ✚ Eclairage fort :

$(R > 95) \text{ ET } (G > 40) \text{ ET } (B > 20) \text{ ET } (\text{MAX}(R, G, B) - \text{MIN}(R, G, B) > 15) \text{ ET } (\text{ABS}(R-G) > 15) \text{ ET } (R > G) \text{ ET } (R > B)$

#### ✚ Eclairage faible :

$((R > B) \text{ ET } (G > B)) \text{ OU } ((R > 220) \text{ ET } (G > 210) \text{ ET } (B > 170) \text{ ET } (\text{ABS}(R-G) \leq 15))$

### III.5.2 Segmentation des régions des lèvres

Le modèle utilisé dans cette approche est composé de 5 courbes indépendantes permettant de simplifier la détection des lèvres (Figure 23).

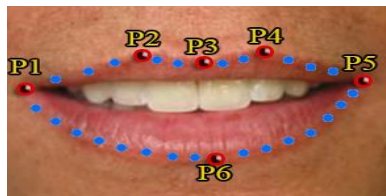


Figure 23 : Modèle à cinq courbes

### III.5.3 Segmentation des régions des yeux

Pour la modélisation des yeux. Deux modèles est utilisé un à base de paraboles pour la partie frontière entre les yeux et les paupières (Figure 24) et un autre modèle circulaire pour la modélisation de l'iris [78] [76] .

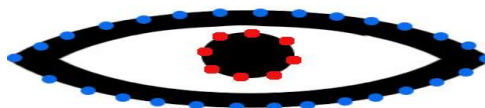


Figure 24 : Deux courbes pour modéliser les yeux

### III.6 Système de reconnaissance

Lors de l'acquisition vidéo via une caméra, plusieurs images 2D seront rassemblées. Chaque image contient une ou plusieurs personnes. La première étape consiste à effectuer la détection du visage en appliquant une segmentation des images, pour trouver des régions d'intérêt correspondant aux différents visages dans chaque trame. Après l'obtention d'une région d'intérêt, on passe à l'étape de classification, qui permet de donner à chaque visage détecté un degré d'appartenance à chaque classe de visage (Figure 25).

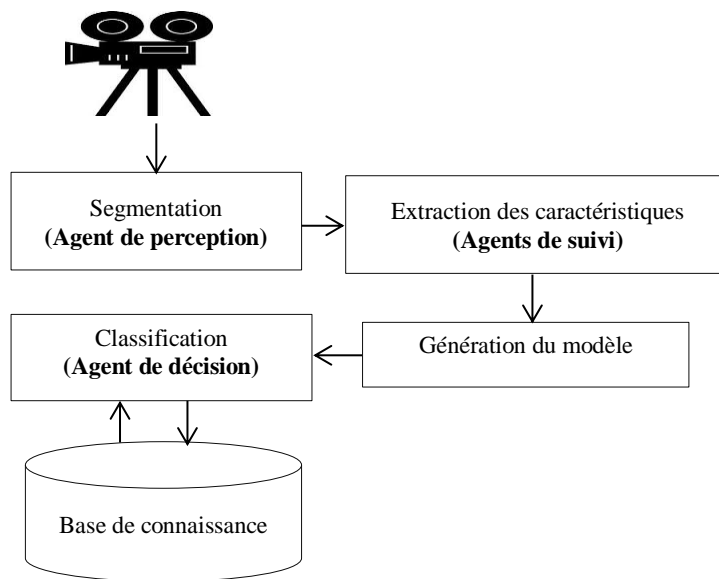


Figure 25 : Structure du modèle adopté

Le contrôleur flou développé dans notre travail est un système ayant plusieurs entrées, et plusieurs sorties [17]. Dans un tel contrôleur, chaque ensemble de valeurs d'entrées ont un ensemble de valeurs de sortie uniques. Dans ce travail on représente chaque règle par une conjonction (minimum) et l'agrégation des règles par une disjonction (maximum). Cette technique de classification floue consiste à affecter à chaque visage  $j$  détecté un vecteur  $D_j$  de valeurs réelles comprises entre 0 et 1 qui caractérise les degrés d'appartenance de chaque visage  $j$  à une classe  $C_i$ . La conception de notre contrôleur flou est schématisée dans la figure 26:

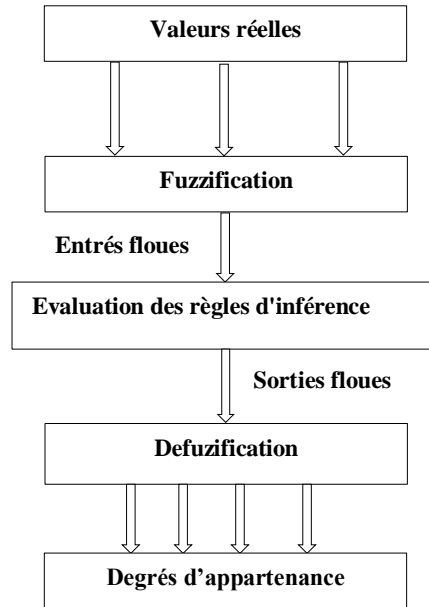


Figure 26 : Architecture de notre contrôleur flou

### III.7 Fuzzification

La fuzzification consiste à trouver le degré d'appartenance aux termes linguistiques pour chaque visage par rapport aux classes de la base de données. Dans notre approche, on calcule les distances euclidiennes entre le visage détecté et les différentes classes de la base de données. Ensuite, à chaque distance calculée, on fait correspondre une valeur linguistique (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS)) avec un degré d'appartenance.

Soit les sous-ensembles flous faible similarité, moyenne similarité, haute similarité (Figure 27). On peut constater l'impact de la distance sur le résultat de la classification. De plus, le choix de trois sous-ensembles flous a permis de mieux différencier les états de classification.

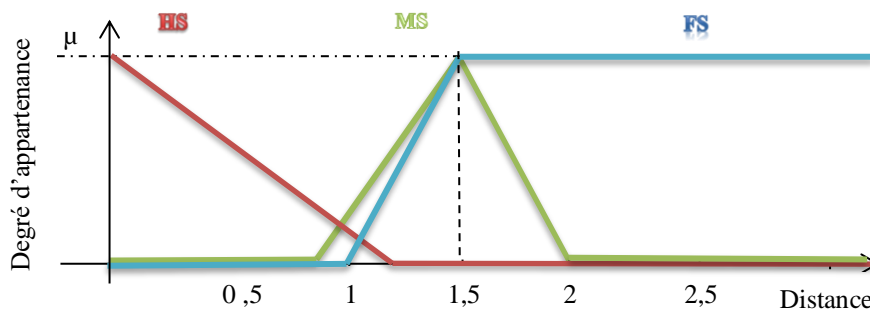


Figure 27 : La variable distance et les ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS))

Lorsque la distance entre le vecteur caractéristique du visage détecté et le centre de gravité de la classe est suffisamment petite, la similarité devient forte. Par conséquent, le degré d'appartenance pour le sous-ensemble haute similarité est grand tandis que l'inverse pour les sous-ensembles à moyenne et faible similarité (Figure 27).

Dans cette recherche on va ajouter le nombre des points d'intérêt trouvés dans l'image d'entrée ayant une correspondance dans les images des classes de la base de données. Car, d'après les résultats expérimentaux ce nombre influence sur l'état de la similarité. La figure 28 montre les résultats expérimentaux des degrés d'appartenance liés au nombre de points caractéristiques à chaque sous-ensembles flous.

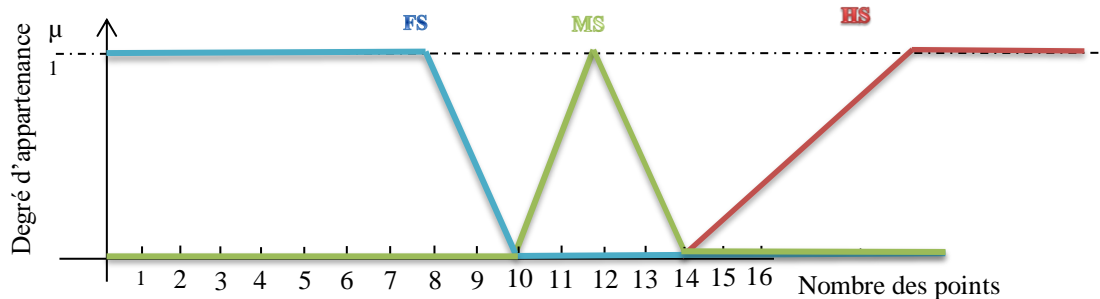


Figure 28 : Nombre de points d'intérêts et ensembles flous utilisés (faible similarité (FS), moyenne similarité (MS), haute similarité (HS))

Alors, on peut constater que lorsque le nombre de points caractéristiques est inférieur à six, le visage détecté ne correspond à aucune classe de la base de données. En d'autres termes, le degré d'appartenance de la variable au sous-ensemble flou est nul. Mais lorsque le nombre de points devient supérieur ou égal à six, une faible similarité est constatée. Par conséquent, le nombre de points est très important pour affecter chaque visage à la classe correspondante. De plus, lorsque ce nombre dépasse vingt, le classement devient très proche de la réalité.

### III.8 Base de données

La base de données est constituée d'une matrice  $M$  qui contient les points d'intérêt et la couleur de la peau de toutes les images prises par un appareil photo Canon MARK II 5D ainsi que des images de la bibliothèque de bases de données furet. Ensuite, un filtre médian est appliqué aux images prises par la caméra. La construction des vecteurs caractéristiques des images entrantes se fait par la méthode de Harris [50].

### III.9 Système d'Inférence

Le système d'inférence permet de représenter la relation entre les variables d'entrées et de sorties du système. Plusieurs approches sont utilisées pour générer des systèmes d'inférences flous [17] [18].

Les modèles de Mamdani [17] permettent de faire une description linguistique du système par un ensemble des règles floues de la forme [19] .

Si  $x_1$  est  $A_1$  et  $x_2$  est  $A_2$  et ... et  $x_n$  est  $A_n$  Alors  $y_1$  est  $B_1$  et  $y_2$  est  $B_2$  et ... et  $y_m$  est  $B_m$

Où  $x_i$  et  $y_j$  sont respectivement les variables d'entrées et de sorties linguistiques et  $A_i$  et  $B_j$  sont des ensembles linguistiques flous.

**SI** (distance est HS **ET** nombre de points est HS) **ALORS**

Similarité est HS

### III.10 Défuzzification

La défuzzification consiste à appliquer la règle floue choisie. Notre objectif dans cette étape est de garder seulement les classes  $C_i$  dont le degré d'appartenance du visage  $X_j$  est supérieur ou égal à un seuil donné, chaque visage peut maintenant appartenir à plusieurs classes.

### III.11 Résultats et discussion

Dans cette contribution, plusieurs tests ont été effectués pour vérifier la performance de cette méthode. Pour chaque vidéo nous avons procédé à une comparaison entre l'algorithme utilisé dans cette recherche et les autres algorithmes qui existent dans le domaine. Nous avons réalisé des tests sur 500 séquences vidéo. Le taux de classification moyen obtenu est 73% en utilisant des séquences vidéo dans des différentes situations.

Pour tester notre méthode, on a essayé de la comparer avec deux autres méthodes. La première méthode est basée sur les caractéristiques biométriques du visage [79] et la deuxième méthode est basée sur les réseaux de neurones [80].

Image	Méthodes de classification		
	Méthode biométrique	Méthode par réseaux de neurones	Méthode proposée
Groupe 1	72%	69%	74%
Groupe 2	60%	61%	68%
Groupe 3	70%	71%	71%

**Tableau 3 : Résultat de classification des visages par trois méthodes**

Dans la première méthode, les caractéristiques biométriques sont utilisées pour la classification du visage. De plus, la classification se fait en utilisant un modèle représentant le visage de chaque personne. Dans la deuxième méthode, un algorithme basé sur les réseaux de neurones est utilisé visant à trouver des relations entre le visage détecté et les différents visages de la base de connaissance.

### III.12 Conclusion

Dans ce chapitre, on a représenté un travail qui entre dans le cadre de développement des systèmes de classification des visages basé sur la logique floue et les systèmes multi-agents. Ce travail peut servir comme un module d'authentification dans plusieurs systèmes, précisément, les systèmes qui exigent un taux de sécurité très élevé. Dans la première étape de la méthode réalisée, on fait la détection et l'extraction du visage en utilisant la méthode Viola and Jones. Ensuite, un vecteur caractéristique doit être généré à partir des points caractéristiques extraites par la méthode Harris-Laplace et la couleur de la peau, et enfin, un contrôleur flou doit traiter ces données afin de trouver le degré d'apparence du visage entrant avec les différentes classes de la base de connaissances.

Les résultats obtenus ont été globalement satisfaisants. Toutefois, la conception du modèle flou a été laborieuse. L'intégration d'un algorithme de génération de modèle et de mise au point des fonctions d'appartenance pourrait améliorer considérablement les performances.

## IV. Conclusion générale et perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse traitent le problème de classification floue des yeux et des visages dans une image et dans une séquence vidéo. L'idée principale de ce travail est de réaliser un système de classification basé sur la logique floue capable de trouver les classes les plus appropriées pour un objet entrant. Les résultats obtenus ont été encourageants. Il reste cependant beaucoup à faire.

Dans ce travail, on a présenté le problème de classification des visages et des yeux en utilisant une approche basée sur la logique floue, avec ce problème nous devons résoudre plusieurs sous problèmes principaux : détection des points caractéristiques dans un objet, élimination des points qui n'ont pas une importance pour la génération du modèle représentatif de l'objet, et la détection de la couleur de peau. D'abord, nous avons utilisé la méthode de détection de coins Harris pour détecter les points d'intérêts. Ensuite, nous avons créé le vecteur caractéristique de l'objet entrant.

Afin d'améliorer la qualité de ces résultats, un ensemble de tests ont été mis en place afin de valider l'application. Les performances en temps de calcul ont été évaluées et ont donné lieu à quelques optimisations.

Différents points restent à améliorer dans la recherche présente. Tout d'abord, la recherche d'autres codes de filtrage optimisés pourrait permettre de gagner encore en temps de calcul. Il faudrait réfléchir à un critère permettant l'élimination d'un maximum de points pouvant conduire à de faux appariements (établissement de seuil pour la fonction de qualité estimant le degré de ressemblance ...).

Dans ce travail, l'intérêt s'est porté sur l'application de la logique floue pour avoir une méthode de classification solide qui va nous permettre de surmonter tous les problèmes de la logique classique. On n'a pas choisi une représentation 3D de l'objet, mais une représentation 2D de la projection de l'objet sur le plan image.

Les résultats obtenus suffisent à faire fonctionner le programme et donner de très bons résultats. Mais de nombreuses améliorations peuvent être apportées au système en ce qui concerne le prétraitement afin d'améliorer la qualité de l'image. Dans les projets d'avenir je vais essayer de développer une méthode permettant de faire la détection et la localisation de plusieurs objets en même temps, calculer et rassembler les statistiques concernant chaque objet.

La robustesse est aussi un point qu'il est possible d'améliorer. Le nombre d'expérimentations réalisées au cours de ce travail ont donné de très bon résultat dans la plus part des expériences. Mais passer à une application nécessitant l'emploi du système plusieurs heures par jour, ce qui conduirait sans aucun doute à l'identification de nouveaux problèmes. Même si le système est robuste à un certain nombre de perturbations, les conditions de lumière en extérieur sont souvent difficiles. On ne peut pas négliger les difficultés liées à la qualité du camera ne peuvent pas être traitées de façon logicielle. Une caméra avec une plus grande qualité serait d'un grand secours. Du point de vue des algorithmes, des progrès peuvent probablement être réalisés en améliorant la méthode d'appariement des points d'intérêt pour mieux tenir compte des changements d'éclairage.



## V. Références

- [1] K. N. Win, K. Li, J. Chen, P. F. Viger, et K. Li, « Fingerprint classification and identification algorithms for criminal investigation: A survey », *Future Generation Computer Systems*, nov. 2019, doi: 10.1016/j.future.2019.10.019.
- [2] S. C. Dass et A. K. Jain, « Fingerprint-Based Recognition », *Technometrics*, vol. 49, n° 3, p. 262-276, 2007.
- [3] T. Bengs, « Putting authentication in the palm of your hand », *Biometric Technology Today*, vol. 2018, n° 7, p. 8-11, juill. 2018, doi: 10.1016/S0969-4765(18)30095-X.
- [4] B. Morgen, « Voice biometrics for customer authentication », *Biometric Technology Today*, vol. 2012, n° 2, p. 8-11, févr. 2012, doi: 10.1016/S0969-4765(12)70054-1.
- [5] J. A. E. Christensen *et al.*, « Novel method for evaluation of eye movements in patients with narcolepsy », *Sleep Medicine*, vol. 33, p. 171-180, mai 2017.
- [6] T.-H. Lin et W.-P. Shih, « Automatic face authentication with self compensation », *Image and Vision Computing*, vol. 26, n° 6, p. 863-870, juin 2008, doi: 10.1016/j.imavis.2007.10.002.
- [7] C. Shao, X. Song, Z.-H. Feng, X.-J. Wu, et Y. Zheng, « Dynamic dictionary optimization for sparse-representation-based face classification using local difference images », *Information Sciences*, vol. 393, p. 1-14, juill. 2017, doi: 10.1016/j.ins.2017.02.017.
- [8] J. Gou, J. Song, W. Ou, S. Zeng, Y. Yuan, et L. Du, « Representation-based classification methods with enhanced linear reconstruction measures for face recognition », *Computers & Electrical Engineering*, vol. 79, p. 106451, oct. 2019, doi: 10.1016/j.compeleceng.2019.106451.
- [9] L. A. Zadeh, « Fuzzy sets », *Information and Control*, vol. 8, n° 3, p. 338-353, juin 1965.
- [10] G. Arji *et al.*, « Fuzzy logic approach for infectious disease diagnosis: A methodical evaluation, literature and classification », *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 39, n° 4, p. 937-955, oct. 2019, doi: 10.1016/j.bbe.2019.09.004.
- [11] Y. Liu, M. Li, Y. Wu, et Z. Li, « A weighted fuzzy classification approach to identify and manipulate coincidental correct test cases for fault localization », *Journal of Systems and Software*, vol. 151, p. 20-37, mai 2019, doi: 10.1016/j.jss.2019.01.056.
- [12] H. Xing, H. He, D. Hu, T. Jiang, et X. Yu, « An interval Type-2 fuzzy sets generation method for remote sensing imagery classification », *Computers & Geosciences*, vol. 133, p. 104287, déc. 2019, doi: 10.1016/j.cageo.2019.06.008.
- [13] P. Viola et M. Jones, « Rapid object detection using a boosted cascade of simple features », in *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, Kauai, HI, USA, 2001, vol. 1, p. I-511-I-518.
- [14] A. Sarabakha, C. Fu, et E. Kayacan, « Intuit before tuning: Type-1 and type-2 fuzzy logic controllers », *Applied Soft Computing*, vol. 81, p. 105495, août 2019, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105495.
- [15] A. Yousefi-Darani, O. Paquet-Durand, et B. Hitzmann, « Application of fuzzy logic control for the dough proofing process », *Food and Bioproducts Processing*, vol. 115, p. 36-46, mai 2019, doi: 10.1016/j.fbp.2019.02.006.
- [16] B. Bouchon-Meunier, F. Esteva, L. Godo, M. Rifqi, et S. Sandri, « A principled approach to fuzzy rule base interpolation using similarity relations », *EUSFLAT--LFA 2005*, Barcelona, Spain, p. 757--763, 2005, sept. 2005.
- [17] E. H. Mamdani, « Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant », *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, vol. 121, n° 12, p. 1585-1588, déc. 1974.

- [18] H. Bandemer et S. Gottwald, « Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, Fuzzy Methods with Applications », *Chichester; New York: J. Wiley*, 1995.
- [19] R. Alcalá, J. Casillas, O. Cordón, et F. Herrera, « Approximate Mamdani-type Fuzzy Rule-Based Systems: Features and Taxonomy of Learning Methods », 1999.
- [20] D. Kukolj, « Design of adaptive Takagi–Sugeno–Kang fuzzy models », *Applied Soft Computing*, vol. 2, n° 2, p. 89-103, déc. 2002, doi: 10.1016/S1568-4946(02)00032-7.
- [21] C. H. Nguyen, T. L. Pham, T. N. Nguyen, C. H. Ho, et T. A. Nguyen, « The linguistic summarization and the interpretability, scalability of fuzzy representations of multilevel semantic structures of word-domains », *Microprocessors and Microsystems*, vol. 81, p. 103641, mars 2021, doi: 10.1016/j.micpro.2020.103641.
- [22] I. Bloch et H. Maitre, « Fuzzy mathematical morphologies: A comparative study », *Pattern Recognition*, vol. 28, n° 9, p. 1341-1387, sept. 1995.
- [23] N. Cleveland, « Eyegaze Human-computer interface for people with disabilities », *First Automation Technology and Human Performance Conference*, 1994.
- [24] A. L. Yuille, D. S. Cohen, et P. W. Hallinan, « Feature extraction from faces using deformable templates », in *Proceedings CVPR '89: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, juin 1989, p. 104-109.
- [25] G. Chow et X. Li, « Toward a system for automatic facial feature detection », *Pattern Recognition vol 26*, p. 1739-1755, 1993.
- [26] A. Elmaizi, H. Nhaila, E. Sarhrouni, A. Hammouch, et C. Nacir, « A novel information gain based approach for classification and dimensionality reduction of hyperspectral images », *Procedia Computer Science*, vol. 148, p. 126-134, janv. 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.01.016.
- [27] A. Pedro Duarte Silva, « Optimization approaches to Supervised Classification », *European Journal of Operational Research*, vol. 261, n° 2, p. 772-788, sept. 2017, doi: 10.1016/j.ejor.2017.02.020.
- [28] A. M. Alonso, D. Casado, et J. Romo, « Supervised classification for functional data: A weighted distance approach », *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 56, n° 7, p. 2334-2346, juill. 2012, doi: 10.1016/j.csda.2012.01.013.
- [29] I. Douven, « Clustering colors », *Cognitive Systems Research*, vol. 45, p. 70-81, oct. 2017, doi: 10.1016/j.cogsys.2017.05.004.
- [30] B. K. Triwijoyo *et al.*, « Retina disease classification based on colour fundus images using convolutional neural networks », *2017 International Conference on Innovative and Creative Information Technology (ICITech)*, p. 1-4, 2017.
- [31] D. Sculley, « Web-scale K-means Clustering », in *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web*, New York, NY, USA, 2010, p. 1177-1178. doi: 10.1145/1772690.1772862.
- [32] G. Didier, P. Brézellec, E. Remy, et A. Hénaut, « GeneANOVA--gene expression analysis of variance », *Bioinformatics*, vol. 18, n° 3, p. 490-491, mars 2002, doi: 10.1093/bioinformatics/18.3.490.
- [33] P. Berkhin, « Survey Of Clustering Data Mining Techniques », 2002.
- [34] S. A. Sadeghi, S. Lee, P. Karava, I. Billionis, et A. Tzempelikos, « Bayesian classification and inference of occupant visual preferences in daylight perimeter private offices », *Energy and Buildings*, vol. 166, p. 505-524, mai 2018, doi: 10.1016/j.enbuild.2018.02.010.
- [35] J. Gou, W. Qiu, Z. Yi, X. Shen, Y. Zhan, et W. Ou, « Locality constrained representation-based K-nearest neighbor classification », *Knowledge-Based Systems*, vol. 167, p. 38-52, mars 2019, doi: 10.1016/j.knosys.2019.01.016.

- [36] W. Chao et W. Junzheng, « Cloud-service decision tree classification for education platform », *Cognitive Systems Research*, vol. 52, p. 234-239, déc. 2018, doi: 10.1016/j.cogsys.2018.06.021.
- [37] Y. Zhang, Z. Zhang, D. Miao, et J. Wang, « Three-way enhanced convolutional neural networks for sentence-level sentiment classification », *Information Sciences*, vol. 477, p. 55-64, mars 2019, doi: 10.1016/j.ins.2018.10.030.
- [38] M. A. Friedl et C. E. Brodley, « Decision tree classification of land cover from remotely sensed data », *Remote Sensing of Environment*, vol. 61, n° 3, p. 399-409, sept. 1997, doi: 10.1016/S0034-4257(97)00049-7.
- [39] J. Obregon, A. Kim, et J.-Y. Jung, « RuleCOSI: Combination and simplification of production rules from boosted decision trees for imbalanced classification », *Expert Systems with Applications*, vol. 126, p. 64-82, juill. 2019, doi: 10.1016/j.eswa.2019.02.012.
- [40] Y. Wang, M. Yang, G. Wei, R. Hu, Z. Luo, et G. Li, « Improved PLS regression based on SVM classification for rapid analysis of coal properties by near-infrared reflectance spectroscopy », *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 193, p. 723-729, mars 2014, doi: 10.1016/j.snb.2013.12.028.
- [41] T. Kanungo, D. M. Mount, N. S. Netanyahu, C. D. Piatko, R. Silverman, et A. Y. Wu, « An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, n° 7, p. 881-892, juill. 2002, doi: 10.1109/TPAMI.2002.1017616.
- [42] J. Macqueen, « Some methods for classification and analysis of multivariate observations », in *In 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1967, p. 281-297.
- [43] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, et W. Full, « FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm », *Computers & Geosciences*, vol. 10, n° 2, p. 191-203, janv. 1984, doi: 10.1016/0098-3004(84)90020-7.
- [44] Turk Matthew et Pentland Alex, « Eigenfaces for recognition », *Journal of Cognitive Neuroscience*, janv. 1991, Consulté le: avr. 02, 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1162/jocn.1991.3.1.71>
- [45] Ming-Hsuan Yang, D. J. Kriegman, et N. Ahuja, « Detecting faces in images: a survey », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, n° 1, p. 34-58, janv. 2002, doi: 10.1109/34.982883.
- [46] E. Hjelmås et B. K. Low, « Face Detection: A Survey », *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 83, n° 3, p. 236-274, sept. 2001, doi: 10.1006/cviu.2001.0921.
- [47] A. F. Abate, M. Nappi, S. Ricciardi, et G. Sabatino, « Fast 3D Face Alignment and Improved Recognition Through Pyramidal Normal map Metric », in *2007 IEEE International Conference on Image Processing*, sept. 2007, vol. 1, p. I-157-I-160. doi: 10.1109/ICIP.2007.4378915.
- [48] H. P. Moravec, « Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover », *Technical report*, 1980.
- [49] K. Mikolajczyk et C. Schmid, « Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors », *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, n° 1, p. 63-86, oct. 2004, doi: 10.1023/B:VISI.0000027790.02288.f2.
- [50] C. Harris et M. Stephens, « A combined corner and edge detector », in *In Proc. of Fourth Alvey Vision Conference*, 1988, p. 147-151.
- [51] C. Schmid, R. Mohr, et C. Bauckhage, « Evaluation of Interest Point Detectors », *International Journal of Computer Vision*, vol. 37, n° 2, p. 151-172, juin 2000, doi: 10.1023/A:1008199403446.
- [52] K. Dimililer, Y. K. Ever, et H. Ratemi, « Intelligent eye Tumour Detection System », *Procedia Computer Science*, vol. 102, p. 325-332, janv. 2016.

- [53] S. Liu, Z. Niu, G. Sun, et Z. Chen, « Gabor filter-based edge detection: A note », *Optik*, vol. 125, n° 15, p. 4120-4123, août 2014.
- [54] T. Hoya *et al.*, « Classification of Single Trial EEG Signals by a Combined Principal + Independent Component Analysis and Probabilistic Neural Network Approach », *In Proceedings ICA2003*, p. 197-202, 2003.
- [55] M. Asadi, « Optimized Mamdani fuzzy models for predicting the strength of intact rocks and anisotropic rock masses », *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, vol. 8, n° 2, p. 218-224, avr. 2016.
- [56] R. Alcalá, J. Casillas, O. Cordón, et F. Herrera, « Approximate Mamdani-type Fuzzy Rule-Based Systems: Features and Taxonomy of Learning Methods », 1999.
- [57] D. R. Nivas et T. Manigandan, « Classification of Human Eye Image using Different Methods for Medical Applications », vol. 4, n° 4, p. 5, 2015.
- [58] M. Everingham et A. Zisserman, « Regression and Classification Approaches to Eye Localization in Face Images », in *7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG06)*, Southampton, UK, 2006, p. 441-448.
- [59] M. Bertozzi, A. Broggi, R. Chapuis, F. Chausse, A. Fascioli, et A. Tibaldi, « Shape-based pedestrian detection and localization », in *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, oct. 2003, vol. 1, p. 328-333 vol.1. doi: 10.1109/ITSC.2003.1251972.
- [60] F. v Martial, *Coordinating Plans of Autonomous Agents*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1992. doi: 10.1007/BFb0016366.
- [61] O. Boissier, S. Gitton, et P. Glize, « Caractéristiques des Systèmes et des Applications », *In des Techniques Avancées*, vol. 29, p. 25-54, 2004.
- [62] L. Vercouter, « MAST : Un modèle de composant pour la conception de SMA », 2004. Consulté le: avr. 03, 2020. [En ligne]. Disponible sur: [https://www.researchgate.net/publication/237352351\\_MAST\\_Un\\_modele\\_de\\_composant\\_pour\\_la\\_conception\\_de\\_SMA](https://www.researchgate.net/publication/237352351_MAST_Un_modele_de_composant_pour_la_conception_de_SMA)
- [63] D. Weyns, H. Van Dyke Parunak, F. Michel, T. Holvoet, et J. Ferber, « Environments for Multiagent Systems State-of-the-Art and Research Challenges », in *Environments for Multi-Agent Systems*, Berlin, Heidelberg, 2005, p. 1-47. doi: 10.1007/978-3-540-32259-7\_1.
- [64] M.-S. Chen et S.-W. Wang, « Fuzzy clustering analysis for optimizing fuzzy membership functions », *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 103, p. 239-254, 1999, doi: 10.1016/S0165-0114(98)00224-3.
- [65] J.-L. Fan, W.-Z. Zhen, et W.-X. Xie, « Suppressed Fuzzy C-means Clustering Algorithm », *Pattern Recogn. Lett.*, vol. 24, n° 9-10, p. 1607-1612, juin 2003, doi: 10.1016/S0167-8655(02)00401-4.
- [66] Z. Hammal, N. Eveno, A. Caplier, et Py. Coulon, « Parametric models for facial features segmentation », *Signal Processing*, vol. 86, n° 2, p. 399-413, févr. 2006, doi: 10.1016/j.sigpro.2005.06.006.
- [67] M. Wooldridge et N. R. Jennings, « Intelligent agents: Theory and practice », *The Knowledge Engineering Review*, vol. 10, n° 2, p. 115-152, 1995.
- [68] Lijun Yin et A. Basu, « Color-based mouth shape tracking for synthesizing realistic facial expressions », in *Proceedings. International Conference on Image Processing*, sept. 2002, vol. 1, p. I-I. doi: 10.1109/ICIP.2002.1037984.
- [69] K. Sobottka et I. Pitas, « Face localization and facial feature extraction based on shape and color information », in *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*, sept. 1996, vol. 3, p. 483-486 vol.3. doi: 10.1109/ICIP.1996.560536.

- [70] M. F. Augusteijn et T. L. Skufca, « Identification of human faces through texture-based feature recognition and neural network technology », in *IEEE International Conference on Neural Networks*, mars 1993, p. 392-398 vol.1. doi: 10.1109/ICNN.1993.298589.
- [71] D. Saxe et R. Foulds, « Toward robust skin identification in video images », in *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Quarterly 1996, p. 379-384. doi: 10.1109/AFGR.1996.557295.
- [72] S. A. Sirohey, « Human Face Segmentation and Identification », 1998.
- [73] J. Miao, B. Yin, K. Wang, L. Shen, et X. Chen, « A hierarchical multiscale and multiangle system for human face detection in a complex background using gravity-center template », *Pattern Recognition*, vol. 32, n° 7, p. 1237-1248, juill. 1999, doi: 10.1016/S0031-3203(98)00156-3.
- [74] G. Yang et T. S. Huang, « Human face detection in a complex background », *Pattern Recognition*, vol. 27, n° 1, p. 53-63, janv. 1994, doi: 10.1016/0031-3203(94)90017-5.
- [75] H. A. Rowley, S. Baluja, et T. Kanade, « Neural Network-Based Face Detection », *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine intelligence*, vol. 20, p. 23-38, 1996.
- [76] T. Kanade, J. F. Cohn, et Yingli Tian, « Comprehensive database for facial expression analysis », in *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580)*, mars 2000, p. 46-53. doi: 10.1109/AFGR.2000.840611.
- [77] C. Garcia et G. Tziritas, « Face detection using quantized skin color regions merging and wavelet packet analysis », *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 1, n° 3, p. 264-277, sept. 1999, doi: 10.1109/6046.784465.
- [78] T. Coianiz, L. Torresani, et B. Caprile, « 2D Deformable Models for Visual Speech Analysis », in *Speechreading by Humans and Machines: Models, Systems, and Applications*, D. G. Stork et M. E. Hennecke, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1996, p. 391-398. doi: 10.1007/978-3-662-13015-5\_29.
- [79] M. Vasanthi et K. Seetharaman, « Facial image recognition for biometric authentication systems using a combination of geometrical feature points and low-level visual features », *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, nov. 2020, doi: 10.1016/j.jksuci.2020.11.028.
- [80] D. K. Jain, P. Shamsolmoali, et P. Sehdev, « Extended deep neural network for facial emotion recognition », *Pattern Recognition Letters*, vol. 120, p. 69-74, avr. 2019, doi: 10.1016/j.patrec.2019.01.008.