

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**  
**UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA**

**FACULTE DE TECHNOLOGIE**  
**DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**



**DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIES**

**FILIERE : TELECOMMUNICATIONS**

N° : ..... **OPTION : Systèmes des Télécommunications**

Mémoire présenté pour l'obtention  
Du diplôme de Master Académique

**Par :**

BENAISSI Nadjat

**Intitulé**

**Conception d'un système de reconnaissance d'expressions  
faciales comme outil de sécurité aéroportuaire**

**Soutenu devant le jury composé de :**

Dr. CHALABI Izzedine	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Président
Pr. ROUABAH Khaled	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Rapporteur
Dr. SAHED Mohamed	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Examineur
Mme. BOUKHOBZA. F. Z	Université de Boumerdes	Co-Rapporteur

**Année universitaire : 2023 / 2024**

# Dédicace

Je dédie ce travail à :

A mes très chers parents ;

Aucune dédicace, nul mot ne pourrait exprimer à leur juste

Valeur la gratitude et l'amour que je leur porte ;

Je mets entre vos mains, le fruit de longues années d'études, de

Longs mois de distance de votre amour de votre tendresse, de

Longs jours d'apprentissage ;

Loin de vous, votre soutien et votre encouragement m'ont toujours donné de la force pour persévérer et pour prospérer dans la vie. Chaque ligne de ce mémoire, chaque mot et chaque lettre vous exprime la reconnaissance, le respect, l'estime et le merci d'être mes parents.

A mes sœurs et mon frère pour leur tendresse, leur complicité et leur présence malgré la distance qui nous sépare ;

A toute ma famille sans aucune exception ;

A tous mes professeurs et enseignants durant tout mon cursus universitaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études.

A tous mes amis (es) ;

A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.

# Remerciement

Premièrement, Je remercie Dieu, le Tout-Puissant, de m'avoir donné la santé et la volonté nécessaires pour réaliser cet humble travail.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à mes encadreurs Pr. ROUABAH Khaled et Mme. BOUKHOBZA Fatima Zohra pour leur aide et leurs précieux conseils durant mon étude et la réalisation de ce travail.

Je remercie également les membres de Jury Dr. I. CHALABI et Dr. M. SAHED d'avoir accepté de juger ce travail.

Finalement, j'adresse mes remerciements à tous les enseignants et personnels du Département d'Electronique de l'Université de M'sila.

# Résumé

Ce projet de master vise à concevoir un système qui détecte les émotions négatives des voyageurs potentiellement dangereux, réduisant ainsi les risques d'attaques malveillantes sur les systèmes de transport aérien et freinant les activités de contrebande. En effet, les aéroports sont aujourd'hui de plus en plus bondés, encombrés et stressants. Par conséquent, ce qui était autrefois une expérience agréable est désormais gâché par de longues files d'attente, de longs contrôles de sécurité et un stress constant. Cependant, en tirant parti de technologies de pointe telles que la biométrie et la reconnaissance faciale, les aéroports peuvent transformer l'expérience de vol, en offrant aux passagers des services sûrs, fluides et personnalisés. La détection des émotions, par exemple, peut compléter les systèmes de vidéosurveillance des aéroports en identifiant les personnes éprouvant des émotions négatives qui peuvent nécessiter un contrôle et une attention supplémentaires, améliorant ainsi le confort des autres voyageurs. Les résultats obtenus dans ce mémoire ont démontré l'efficacité de notre système de reconnaissance d'expressions faciales dans la détection de l'émotion de peur, offrant des perspectives prometteuses pour son utilisation dans les applications de sécurité aéroportuaire.

## Abstract

The master's project aims to design a system that detects the negative emotions of potentially dangerous travelers, thereby reducing the risks of malicious attacks on air transport systems and curbing smuggling activities.

Indeed, airports today are increasingly crowded, congested and stressful. As a result, what was once a pleasant experience is now spoiled by long lines, lengthy security checks and constant stress. However, by leveraging cutting-edge technologies such as biometrics and facial recognition, airports can transform the flying experience, providing passengers with safe, seamless and personalized services. Emotion detection, for example, can complement airport video surveillance systems by identifying people experiencing negative emotions who may require additional monitoring and attention, thereby improving the comfort of other travelers. The results obtained in this dissertation demonstrated the effectiveness of our facial expression recognition system in detecting the emotion of fear, offering promising prospects for its use in airport security applications.

## ملخص:

يهدف مشروع الماجستير إلى تصميم نظام يكتشف المشاعر السلبية للمسافرين الذين يحتمل أن يكونوا خطرين، وبالتالي تقليل مخاطر الهجمات الخبيثة على أنظمة النقل الجوي والحد من أنشطة التهريب. في الواقع، أصبحت المطارات اليوم مزدحمة ومرهقة بشكل متزايد. ونتيجة لذلك، فإن ما كان في السابق تجربة ممتعة قد أفسدته الآن الطوابير الطويلة وعمليات التفتيش الأمني الطويلة والضغط المستمر. ومع ذلك، فمن خلال الاستفادة من التقنيات المتطورة مثل القياسات الحيوية والتعرف على الوجه، يمكن للمطارات إحداث تحول في تجربة الطيران، وتزويد الركاب بخدمات آمنة وسلسة وشخصية. على سبيل المثال، يمكن لاكتشاف المشاعر أن يكمل أنظمة المراقبة بالفيديو في المطارات من خلال تحديد الأشخاص الذين يعانون من مشاعر سلبية والذين قد يحتاجون إلى مراقبة واهتمام إضافيين، وبالتالي تحسين راحة المسافرين الآخرين. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها في هذه الأطروحة فعالية نظام التعرف على تعبيرات الوجه لدينا في الكشف عن مشاعر الخوف، مما يوفر آفاقاً واعدة لاستخدامه في تطبيقات أمن المطارات.

# Table des matières

Dédicace

Remerciement

Résumé

Abstract

Chapitre I : Concepts théoriques du stress et sa relation avec les expressions faciales \_\_\_\_ 10

I.1. Introduction \_\_\_\_\_ 11

I.2. Définition du stress \_\_\_\_\_ 11

I.3. Les signes d'une personne en état de stress \_\_\_\_\_ 11

I.4. Les émotions \_\_\_\_\_ 12

I.4.1. Qu'est-ce qu'une émotion ? \_\_\_\_\_ 12

I.4.2. Les émotions fondamentales ou de base \_\_\_\_\_ 13

I.4.3. Communication des émotions \_\_\_\_\_ 14

I.5. Les expressions faciales \_\_\_\_\_ 14

I.5.1. Anatomie du visage humain \_\_\_\_\_ 15

I.5.1.1. Les muscles faciaux \_\_\_\_\_ 15

I.6. L'émotion « peur » et sa représentation par expressions faciale \_\_\_\_\_ 17

I.7. Conclusion \_\_\_\_\_ 17

Chapitre II : La reconnaissance automatique des expressions faciales \_\_\_\_\_ 18

II.1. Introduction \_\_\_\_\_ 19

II.2. Approches de reconnaissances automatiques des expressions faciales \_\_\_\_ 19

II.2.1. Approches basées modèles \_\_\_\_\_ 19

II.2.1.1. Avantages des approches basées modèles \_\_\_\_\_ 19

II.2.1.2. Inconvénients des approches basées modèles \_\_\_\_\_ 20

II.2.2. Approches Géométriques \_\_\_\_\_ 20

II.2.2.1. Avantages des approches géométriques \_\_\_\_\_ 21

II.2.2.2. Inconvénients des approches géométriques \_\_\_\_\_ 21

II.2.3. Approches basées règles \_\_\_\_\_ 21

II.2.3.1. Avantages des approches basées règles	22
II.2.3.2. Inconvénients des approches basées règles	22
<b>II.3. Processus de reconnaissance automatique des expressions faciales</b>	<b>22</b>
<b>II.3.1. Processus de reconnaissance</b>	<b>22</b>
II.3.1.1. Prétraitement	23
II.3.1.1.1. Détection du visage	23
II.3.1.1.2. Extraction de caractéristiques	24
II.3.1.1.2.1. La méthode LBP	24
II.3.1.1.2.2. La méthode HOG	25
II.3.1.1.3. Classification	27
II.3.1.1.3.1. Machines à vecteurs de support SVM	27
II.3.1.1.3.2. k-plus proche voisin KNN	29
II.3.1.1.3.3. L'algorithme Random Forest RF	30
II.3.1.1.3.4. Analyse Discriminante Linéaire	30
II.3.1.1.3.5. Développement récent	31
II.4. conclusion	32
<b>Chapitre III : Conception d'un système de sécurité aéroportuaire</b>	<b>33</b>
<b>III.1. Introduction</b>	<b>34</b>
<b>III.2. Principe du système de sécurité aéroportuaire</b>	<b>34</b>
<b>III.2.1. Processus de conception</b>	<b>34</b>
III.2.1.1. Prétraitement de données	34
III.2.1.2. Extraction de caractéristiques	35
III.2.1.3. Classification	35
<b>III.2.2. Base de données utilisée</b>	<b>35</b>
III.2.2.1. Description de la base de données utilisée	35
<b>III.3. Expérimentations et résultats</b>	<b>36</b>
<b>III.3.1. Environnement du travail</b>	<b>36</b>
III.3.1.1. Environnement matériel	36
III.3.1.2. Environnement logiciel	36
<b>III.3.2. Méthodologie</b>	<b>36</b>
<b>III.3.3. Résultats</b>	<b>40</b>
<b>III.4. Conclusion</b>	<b>42</b>
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b>	<b>46</b>

# Table des Illustrations

<i>Figure.1. Processus de réaction humaine face à un stimulus stressant</i>	11
<i>Figure.2. Émotions primaires exprimées sur le visage. De gauche à droite : dégoût, peur, joie, surprise, tristesse, colère [5].</i>	133
<i>Figure.3. Composantes d'une expression faciale [7].</i>	155
<i>Figure.4. Points d'attache des muscles faciaux [7]</i>	155
<i>Figure.5. Les muscles de la face [8]</i>	166
<i>Figure.6. Muscles faciaux supérieurs et inférieurs [9]</i>	166
<i>Figure.7. Processus classique de reconnaissance des expressions faciales [22].</i>	222
<i>Figure.8. Principe de la méthode LBP [30]</i>	244
<i>Figure.9. L'opérateur LBP [32]</i>	255
<i>Figure.10. Principe de la méthode HOG [34]</i>	266
<i>Figure.11. Gradients horizontaux et verticaux [11]</i>	276
<i>Figure.12. Exemple de classification SVM [11]</i>	287
<i>Figure.13. Séparation SVM linéaire et non linéaire [11].</i>	298
<i>Figure.14. Passage par une description des données permettant une séparation linéaire des exemples [11].</i>	29
<i>Figure.15. Exemple de classification KNN (K=3 et K=5) [11]</i>	300
<i>Figure.16. Processus de conception du système de sécurité.</i>	344
<i>Figure.17. Exemples d'images de la base de données JAFFE</i>	355
<i>Figure.18. Méthodologie de reconnaissance de l'émotion « peur »</i>	377
<i>Figure.19. Exemple des images de l'émotion « peur »</i>	398
<i>Figure.20. Exemple des images de l'émotion « non peur »</i>	39

# Liste des tableaux

**Tableau.1.** Signes d'une personne en état de stress \_\_\_\_\_ **Erreur ! Signet non défini.**

**Tableau.2.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $8 \times 8$ ) 400

**Tableau.3.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $16 \times 16$ )  
\_\_\_\_\_ 40

**Tableau.4.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $24 \times 24$ )  
\_\_\_\_\_ 41

**Tableau.5.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $32 \times 32$ )  
\_\_\_\_\_ 41

# Liste des Abréviations

<b>NIMH</b>	National Institute of Mental Health
<b>FACS</b>	Facial Action Coding System
<b>DPM</b>	Data Protection Management
<b>LBP</b>	Local binary pattern
<b>HOG</b>	Histogram of Oriented Gradients
<b>SVM</b>	Machines à vecteurs de support
<b>KNN</b>	Nearest Neighbor Method
<b>RF</b>	Random Forest
<b>LDA</b>	Analyse discriminante linéaire
<b>HE</b>	Égalisation de l'histogramme
<b>JAFFE</b>	Japanese Female Facial Expression

# Introduction Générale

Avec la croissance continue des voyages aériens et la diversification des menaces potentielles, les aéroports représentent aujourd'hui des infrastructures critiques où la sécurité revêt une importance primordiale. En effet, les autorités aéroportuaires sont confrontées à un défi pour renforcer leurs mesures de sécurité et améliorer leur capacité à détecter et à prévenir les différents incidents. Dans ce contexte, l'utilisation de technologies de pointe telles que la reconnaissance des expressions faciales s'est révélée être une solution prometteuse.

La reconnaissance des expressions faciales est une branche de l'intelligence artificielle qui vise à identifier l'état émotionnel d'un individu à partir de ses expressions faciales. L'application de cette technologie dans le contexte aéroportuaire offre un potentiel considérable pour renforcer la sécurité dans les aéroports à travers la détection des signes de comportement suspect ou menaçant.

Dans ce travail de mémoire, nous allons concevoir un système de reconnaissance automatique de l'émotion « peur » par détection et analyse de l'expression faciale qui lui correspond, dans le but d'identifier les comportements potentiellement suspects ou menaçants. Cette approche présente plusieurs avantages. Tout d'abord, elle permet une identification non intrusive et rapide des individus, réduisant ainsi les temps d'attente et les perturbations pour les voyageurs. De plus, la reconnaissance d'expressions faciales peut être intégrée de manière transparente dans les systèmes de surveillance existants, offrant une extension naturelle aux capacités de sécurité déjà en place. Par exemple, en combinant la reconnaissance faciale avec la surveillance vidéo et les bases de données de renseignements, les autorités peuvent mieux comprendre les schémas de comportement et prendre des mesures préventives en temps réel.

Le reste de ce mémoire est structuré comme suit : dans le chapitre I, nous présenterons des concepts théoriques sur le stress et sa relation avec les expressions faciales. Ensuite, dans le chapitre II nous présenterons le processus de reconnaissance automatique des expressions faciales ainsi qu'une revue des travaux de recherche connexes dans le domaine de la reconnaissance faciale et de la sécurité publique. Dans le chapitre III, nous présenterons notre approche méthodologique pour la conception du système de

reconnaissance d'expressions faciales ainsi que les résultats obtenus. Enfin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale.

# Chapitre I

## Concepts théoriques du stress et sa relation avec les expressions faciales

"What you feel inside reflects on your face.

So be happy and positive all the time"

Anonymous

### I.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous commençons par la présentation de quelques notions sur le stress : sa définition, ses signes et son lien avec la peur. Ensuite, nous présentons ses différents moyens de communication y compris les expressions faciales.

### I.2. Définition du stress

Selon le Centre National de Ressources sur le Stress NIMH (National Institute of Mental Health), "le stress est une réaction physique et émotionnelle normale à des situations difficiles ou dangereuses".

Selon Richard S. Lazarus et Susan Folkman (1980): "le stress est une réponse physiologique et psychologique de l'organisme face à des exigences environnementales perçues comme menaçantes ou dépassant ses capacités d'adaptation".

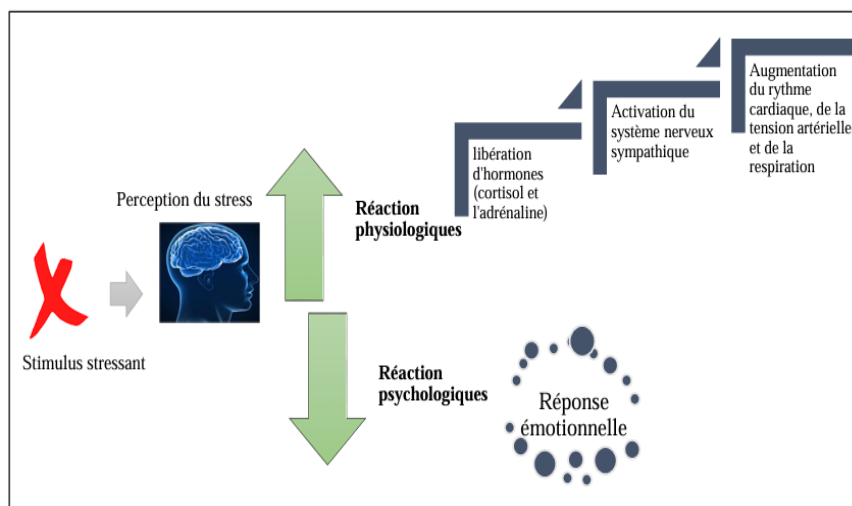


Figure.1. *Processus de réaction humaine face à un stimulus stressant*

En résumé, face à des situations spécifiques comme une menace ou un défi, le corps réagit en déclenchant une série de réponses physiologiques et psychologiques pour faire face à la situation concernée.

Le processus du stress passe généralement par plusieurs étapes, à savoir la perception du stress, la libération d'hormones, l'activation du système nerveux sympathique et puis des réponses physiologiques et psychologiques [1] (Figure 01).

### I.3. Les signes d'une personne en état de stress

Les signes d'une personne en état de stress peuvent varier, mais certains signes peuvent parfois être des indicateurs potentiels. Ces derniers sont résumés dans le tableau 1.

<b>Signes Physiques</b>	palpitations cardiaques
	respiration rapide et superficielle
	tensions musculaires
<b>Signes Émotionnels</b>	la peur
	la panique
	difficulté à se concentrer
<b>Signes Comportement aux</b>	éviter des situations perçues comme menaçantes
	agitation
	fuite

**Tableau.1.** Signes d'une personne en état de stress

Dans ce travail de mémoire, nous nous intéressons à la réponse émotionnelle d'une personne en état de stress, plus précisément la réponse émotionnelle d'un criminel lors de la commission du crime. La peur d'être attrapé par les autorités, la nervosité face à l'inconnu et la tension liée à la nature illégale de l'acte peuvent conduire à une augmentation significative du niveau de stress.

En effet, le stress et la peur sont souvent liés car ils déclenchent tous les deux une réaction de lutte ou de fuite dans le corps en réponse à une menace perçue.

## I.4. Les émotions

### I.4.1. Qu'est-ce qu'une émotion ?

L'émotion est un état affectif intense, caractérisé par des phénomènes neurologiques, biologiques et psychologiques.

Selon le dictionnaire médical de l'Académie de Médecine : "L'émotion comporte : une expérience subjective (joie, tristesse, colère, peur, etc.), une expression comportementale d'excitation ou d'inhibition (mimique, gestuelle, posture, etc.), des modifications neurovégétatives et endocriniennes" [2].

### I.4.2. Les émotions fondamentales ou de base

Une émotion fondamentale (également appelée primaire ou de base) est une émotion considérée comme innée et universelle, ce qui signifie qu'elle est présente dans toutes les cultures et reconnaissables dans différentes langues et contextes.

Dès le vingtième siècle, Ekman et Friesen définissent six émotions de base sur la base d'une étude culturelle et psychologique, et qui ont expliqué que les humains perçoivent certaines émotions de base par la même manière indépendamment de la culture de l'individu. Les tentatives pour décrire l'émotion humaine reposent sur l'hypothèse que les humains expriment universellement un ensemble d'émotions primaires discrètes qui inclut le bonheur, la tristesse, la peur, la colère, le dégoût et la surprise [3] (voir figure 2). Ces dernières sont définies comme suit :

- **La joie** : Une sensation de bonheur, de plaisir ou de satisfaction ;
- **La tristesse** : Un sentiment de perte, de chagrin ou de mélancolie ;
- **La colère** : Un état d'irritation, de frustration ou de rage ;
- **La peur** : Une réaction face à une menace perçue ;
- **Le dégoût** : Une aversion envers quelque chose de répugnant ou de déplaisant ;
- **La surprise** : Une réaction à quelque chose d'inattendu ou de surprenant.

Principalement à cause de sa simplicité et de revendication de l'universalité, cette hypothèse des émotions primaires universelle a été largement exploitée dans l'informatique affective [4].



Figure.2. Émotions primaires exprimées sur le visage. De gauche à droite : dégoût, peur, joie, surprise, tristesse, colère [5].

### 1.4.3. Communication des émotions

Les émotions jouent un rôle important dans la communication humaine et à l'interaction sociale. Elles nous permettent de transmettre des informations sur nos états internes et de répondre aux émotions des autres. En outre, elles peuvent être exprimées par la communication verbale et non verbale, notamment les expressions faciales, le langage corporel et le ton vocal [6].

Ci-dessous les principales façons dont les émotions sont communiquées :

- **Communication verbale** : Par utilisation de mots précis comme "heureux" ou "triste" pour indiquer l'émotion senti.
- **Communication non verbale** : Par le langage corporel y compris les gestes, la posture et la proximité physique.
- **Le ton de la voix** : y compris l'intensité, la fréquence et le rythme de la voix (ton calme, élevé, tremblant).
- **Les expressions faciales** : les muscles faciaux se contractent et se détendent pour créer des expressions propres à chaque émotion.

Bien que de nombreuses formes de communication puissent transmettre des informations émotionnelles, les expressions faciales constituent le moyen le plus puissant et le plus visible de communiquer les émotions. Ci-dessous, nous donnerons un aperçu des expressions faciales et la manière dont elles peuvent être utilisées comme indicateur du niveau de stress d'une personne, permettant aux autres de percevoir son état émotionnel et de réagir en conséquence.

## 1.5. Les expressions faciales

L'expression faciale est une mimique faciale chargée de sens. Ce dernier peut être l'expression d'une émotion, un indice sémantique ou une intonation dans la langue des signes [2]. L'expression faciale implique des changements dans les muscles du visage, y compris les yeux, les sourcils, le front, le nez, les joues et la bouche. Ces mouvements peuvent être subtils ou dramatiques, selon l'intensité de l'émotion ressentie et la façon dont elle est exprimée (Cf. Figure (3)).

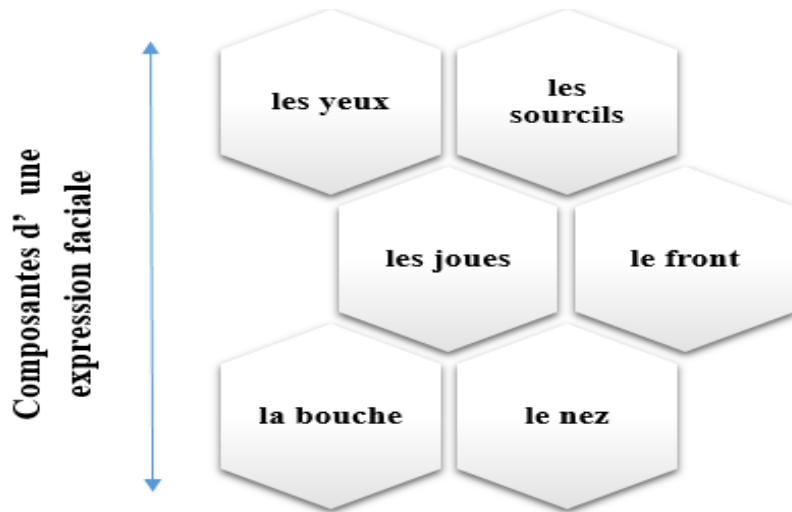


Figure.3. Composantes d'une expression faciale [7].

## I.5.1. Anatomie du visage humain

### I.5.1.1. Les muscles faciaux

Les muscles faciaux entrant dans la production des expressions sont nombreux. Ils sont organisés en réseaux fibrés, ce qui permet de mettre un système de rétroaction. En effet, de telles fibres permettent au système nerveux central d'avoir connaissance de l'état actuel d'activation du muscle, même si le muscle a été activé involontairement.

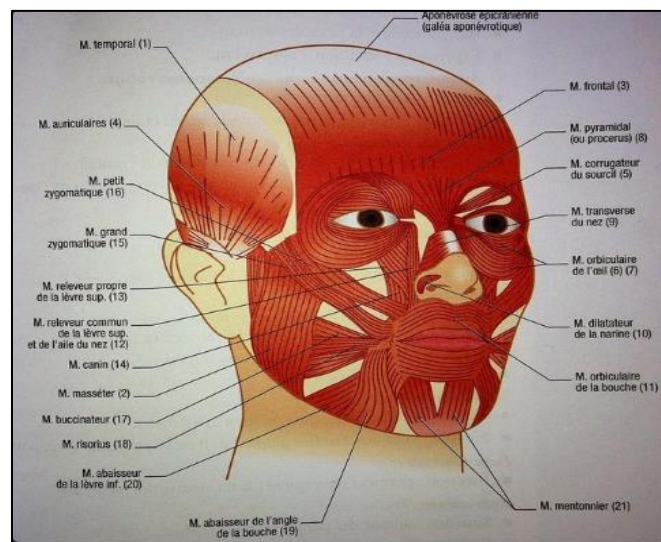


Figure.4. Points d'attache des muscles faciaux [7]

## Chapitre I : Concepts théoriques du stress et sa relation avec les expressions faciales

Ce mécanisme pourrait expliquer la manière dont sont « ressenties » les émotions. L'enchevêtrement des muscles au niveau du visage permet une grande mobilité. Les points d'attache des muscles aux os du crâne sont relativement peu nombreux et beaucoup sont liés directement les uns aux autres [3].

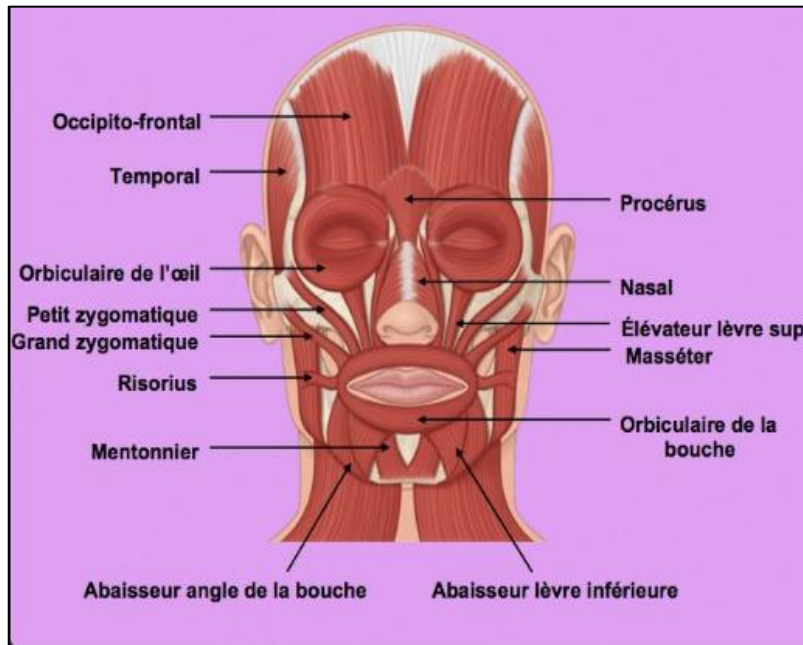


Figure.5. Les muscles de la face [8]

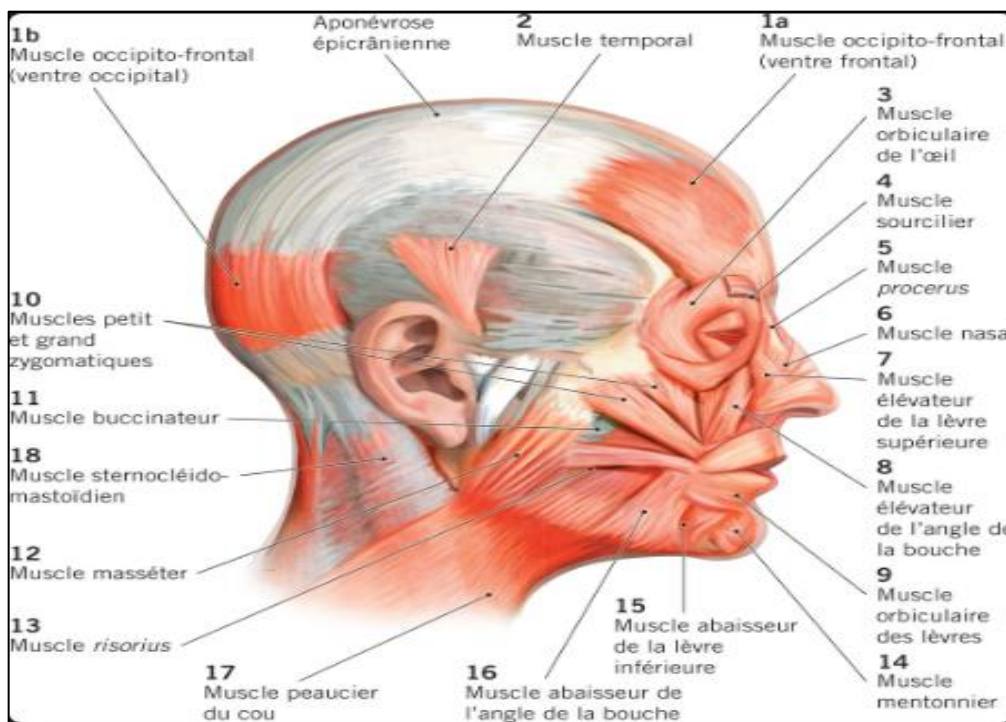


Figure.6. Muscles faciaux supérieurs et inférieurs [9]

### I.6. L'émotion « peur » et sa représentation par expressions faciale

L'émotion de la peur est une réponse émotionnelle naturelle à une menace perçue ou à un danger imminent. Les expressions faciales associées à la peur sont généralement caractérisées par des traits tels que :

- **Élargissement des yeux** : Les yeux peuvent s'ouvrir largement, donnant l'impression de dilatation des pupilles, ce qui accentue l'aspect de surprise et de vigilance.
- **Sourcils relevés et froncés** : Les sourcils peuvent être levés, mais aussi légèrement froncés vers le centre du front, donnant une impression de tension et de préoccupation.
- **Bouche ouverte** : La bouche peut être légèrement ouverte, souvent avec les lèvres tendues vers l'extérieur, comme si la personne était sur le point de crier ou de respirer rapidement.
- **Muscles tendus** : La peur peut se manifester par une tension dans les muscles du visage, donnant une apparence rigide ou crispée.
- **Visage pâle** : En situation de peur intense, la peau peut devenir pâle ou blême en raison de la constriction des vaisseaux sanguins périphériques.
- **Sourire figé** : Parfois, la peur peut également se manifester par un sourire figé, qui contraste avec le reste des traits du visage, exprimant un malaise ou une tentative de dissimulation de la peur réelle.

### I.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord donné un aperçu du stress, ses différentes manifestations, et ses différents signes. Ensuite, des concepts sur les émotions et leurs moyens de communication ont été présentés, notamment les expressions faciales, considérées comme le moyen le plus puissant de transmettre une émotion. Dans la dernière étape, nous avons abordé la représentation de l'émotion de la peur à travers les expressions faciales.

# Chapitre II

## La reconnaissance automatique des expressions faciales

“Ne sois pas triste que Dieu soit avec nous”

### II.1. Introduction

Dans les aéroports, plusieurs technologies sont souvent installées pour assurer la sécurité, la gestion des flux de passagers et la logistique. Un système de reconnaissance automatique des expressions faciales est une technologie de pointe qu'elle puisse être intégrée harmonieusement dans l'infrastructure de sécurité et de surveillance déjà en place dans les aéroports afin d'identifier les comportements potentiellement suspects ou menaçants. En intégrant des algorithmes de traitement d'image avancés et des techniques de machine Learning, ce système cherche à renforcer la surveillance des passagers et du personnel, offrant ainsi une couche supplémentaire de sécurité.

Un système de reconnaissance automatique des expressions faciales est une technologie utilisée pour détecter, analyser et interpréter les expressions faciales des individus. Ce système utilise des algorithmes d'apprentissage automatique et de vision par ordinateur pour identifier les caractéristiques faciales telles que les mouvements des muscles, les plis de la peau et les changements d'expression. En analysant ces informations, le système peut reconnaître diverses émotions telles que la peur, la joie, la tristesse, la colère, etc.

Dans ce chapitre, nous donnons un aperçu des différentes phases de conception d'un système de reconnaissance automatique des expressions faciales ainsi que les différentes méthodes existantes pour chaque phase.

### II.2. Approches de reconnaissances automatiques des expressions faciales

Les approches de reconnaissances automatiques des expressions faciales peuvent être divisées globalement en trois approches principales qui sont : l'approche basée modèles, l'approche basée règles et l'approche basée géométrie [10].

#### II.2.1. Approches basées modèles

Cette approche consiste à voir le visage comme un tout. L'analyse consiste alors à mesurer la ressemblance du visage observé à un modèle (connu ou appris). Les méthodes de cette approche font généralement appel à des méthodes de mise en correspondance de modèles. L'intérêt de ces méthodes est qu'elles peuvent être appliquées de manière plus locale [11].

##### II.2.1.1. Avantages des approches basées modèles

Les avantages principaux de ces méthodes sont :

- ✓ Elles peuvent s'adapter à beaucoup de problèmes ;

- ✓ Elles sont moins sensibles au bruit que les méthodes classiques ;
- ✓ Elles sont plus robustes par rapport à l'occultation pour des visages de la base d'apprentissage et même sur des visages non connus (hors de la base d'apprentissage) [12].

### II.2.1.2. Inconvénients des approches basées modèles

Les inconvénients de ces approches sont :

- ✓ Lorsqu'on veut appliquer ces méthodes sur des différentes poses ou illuminations, nous sommes besoins d'une base de données d'apprentissage alors la construction de cette base devient difficile ;
- ✓ La taille de la matrice d'apprentissage est fixée, pour cela les images doivent être redimensionnées et par conséquent la construction d'un modèle adapté à ce problème devient très longue ;
- ✓ Ces méthodes ne nous donnent pas des mesures mais seulement des paramètres.
- ✓ Ces méthodes sont bien adaptées à l'extraction d'informations sur des composantes dont certains états sont difficiles à déterminer (le gonflement de la joue par exemple) [12].

### II.2.2. Approches Géométriques

Dans ce type d'approches, les informaticiens utilisent l'analyse géométrique pour représenter l'information faciale car elle donne des mesures précises qui par rapport aux approches basées modèles. En effet, les mouvements sont détectés à l'aide des calculs des distances entre les points caractéristiques entre deux images l'une à l'état neutre et l'autre expressive. Lien et al. [13] ont proposé une méthode hybride basée dans un premier lieu sur le suivi des points faciaux (points autour des contours des yeux, des sourcils, du nez et de la bouche manuellement localisés sur la première image de la séquence vidéo), puis sur le flux optique et la détection des rides afin d'extraire des informations sur l'expression.

Tian et al. [13] ont utilisé deux réseaux de neurones séparés afin de reconnaître 6 unités d'actions de la partie supérieure du visage et 10 de la partie inférieure, leur méthode est basée sur les traits permanents du visage ainsi que les traits transitoires. Les traits faciaux sont initialisés manuellement sur la première image et suivis dans le reste des images de

## Chapitre II : La reconnaissance automatique des expressions faciales

---

la séquence vidéo. La reconnaissance des expressions faciales est réalisée par la combinaison des unités d'actions des deux parties supérieure et inférieure du visage.

Cohen et al. [14] ont développé un système basé sur un algorithme de suivi des traits faciaux afin d'extraire les mouvements locaux des composantes faciales. Ces mouvements forment les entrées d'un réseau bayésien utilisé pour reconnaître les six expressions faciales. La représentation basée composantes requiert une détection efficace et fiable des composantes faciales pour faire face à la variation de l'illumination, du mouvement principal significatif et de la rotation. [12].

### II.2.2.1. Avantages des approches géométriques

- ✓ Elles offrent plusieurs avantages dans divers domaines. En fait, elles permettent la définition et la représentation informatique précise des formes et propriétés géométriques des objets, facilitant ainsi l'analyse et la synthèse des formes géométriques.
- ✓ Elles sont essentielles pour la construction de schémas numériques préservant la structure géométrique sous-jacente, ce qui est crucial pour les systèmes mécaniques avec contraintes et les systèmes hamiltoniens à ports. En archéozoologie, la morphométrie géométrique permet de distinguer des espèces proches en étudiant la conformation des éléments du squelette, offrant ainsi la possibilité d'analyser les variations anatomiques entre différents taxons et d'étudier l'impact de la domestication sur l'évolution du squelette de certaines espèces [15].

### II.2.2.2. Inconvénients des approches géométriques

- ✓ Le problème majeur des méthodes de cette approche est la détection non exacte des points caractéristiques du visage sur lesquels des mesures géométriques seront calculées à cause des variations de l'illumination, de l'occlusion et de beaucoup d'autres facteurs, [12].

### II.2.3. Approches basées règles

Proposée par Pantic et Rothkrantz [17], ce type de méthodes réalise une codification automatique en unités d'action en appliquant un multi détecteur automatique des composantes du visage. Une méthode de cette catégorie extrait des modèles de

## Chapitre II : La reconnaissance automatique des expressions faciales

composantes depuis les contours. Ensuite, elle calcule la différence entre le modèle détecté et le modèle à l'état neutre. La classification finale (des six catégories correspondantes aux six expressions universelles) est réalisée à l'aide de la description linguistique donnée par Ekman [12].

### II.2.3.1. Avantages des approches basées règles

Les avantages de l'Approche Basée Règles incluent la capacité à modéliser des comportements humains spécifiques, à imiter les meilleures pratiques dans des domaines comme la banque pour augmenter les ventes, et à offrir une approche déterministe pour traiter les règles de manière spécifique. L'ABR permet également une modélisation précise des pratiques métier, une implémentation directe des règles dans les systèmes, et une adaptation aux besoins spécifiques des utilisateurs. En résumé, l'ABR offre une approche structurée et spécifique pour la modélisation des règles métier et des comportements humains, ce qui la rend adaptée à divers cas d'utilisation [17].

### II.2.3.2. Inconvénients des approches basées règles

Le problème majeur de ces méthodes est qu'aucune méthode n'arrive à reconnaître les 45 unités d'actions définies dans FACS [18].

## II.3. Processus de reconnaissance automatique des expressions faciales

### II.3.1. Processus de reconnaissance

Un processus classiquement utilisé dans la littérature, illustré sur la Figure 7, comporte les étapes suivantes :

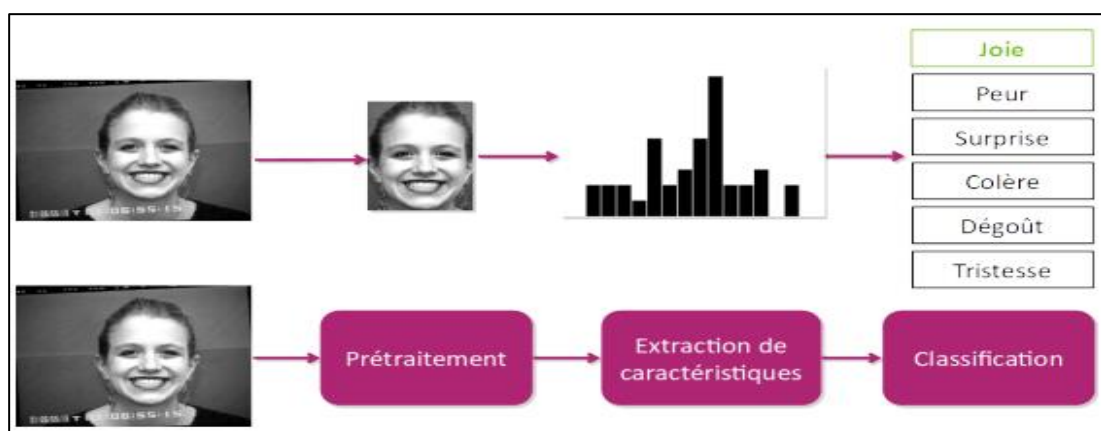


Figure.7. Processus classique de reconnaissance des expressions faciales [22].

### II.3.1.1. Prétraitement

Une étape de prétraitement est d'abord nécessaire pour normaliser les images et ainsi réduire au maximum le bruit pour se concentrer sur l'information essentielle [19]. Ce processus aide aussi à supprimer les informations inutiles et de minimiser présentes dans les données. Les méthodes de prétraitement les plus utilisées sont la détection du visage qui sert à concentrer l'attention uniquement sur la région contenant le visage et ignorer l'arrière-plan et la normalisation des données afin de réduire les variations causées par l'environnement ou les conditions d'acquisition telles que les variations d'éclairage ou de pose de la tête. Pour cette dernière méthode, on peut utiliser les points caractéristiques pour aligner le visage ou encore une normalisation photométrique (égalisation d'histogramme par exemple) pour diminuer les effets néfastes d'une mauvaise luminosité. Nous décrivons, dans les sous-sections suivantes, ces différentes méthodes de prétraitement [19].

#### *II.3.1.1.1. Détection du visage*

La détection de visage est une première étape cruciale pour diverses applications telles que la reconnaissance de personnes, le suivi des visages, la reconnaissance de l'âge ou de l'expression faciale. De nombreux détecteurs de visages ont été proposés dans la littérature. Ces détecteurs peuvent être classés en quatre catégories, [20].

— **Méthodes de classifieurs en cascade** : elles sont inspirées par la méthode proposée par Viola et Jones [21], [22].

— **Méthodes par parties** : elles sont principalement basées sur les modèles de pièces déformables (DPM) initialement proposés en reconnaissance de formes. Les DPM voient le visage comme une collection de différents éléments ainsi que des connexions entre ces éléments [23], [24].

— **Méthodes de caractéristiques par canal** : elles calculent différents canaux à partir de l'image initiale tels que la magnitude du gradient et les histogrammes de gradients orientés. Ces différents canaux sont ensuite concaténés et utilisés lors de l'apprentissage du classifieur [25].

— **Méthodes basées réseaux de neurones** : exploitées dans les années 90, [26], ces méthodes sont de plus en plus nombreuses et se basent aujourd'hui principalement sur des réseaux de neurones convolutifs qui permettent d'apprendre automatiquement les caractéristiques les plus appropriées pour la détection de visage, [27].

### II.3.1.1.2. Extraction de caractéristiques

Elle peut se réaliser selon deux pratiques différentes. La première repose sur l'extraction des régions entières du visage et elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. La deuxième pratique extrait des points particuliers des différentes régions caractéristiques du visage, tels que la bouche et le nez. Elle est utilisée avec une méthode locale de reconnaissance et aussi pour l'estimation de la pose du visage, [33].

#### II.3.1.1.2.1. La méthode LBP

Les motifs binaires locaux LBP (local binary pattern) sont des caractéristiques utilisées en vision par ordinateur pour la classification des textures, la détection et le suivi des objets mobiles dans une séquence d'image [34]. Dans le concept LBP, le code binaire, décrivant la texture locale d'une région, est calculé en souillant un voisinage avec l'échelle de gris du pixel central. Comme le montre la figure 8, afin de générer un motif binaire, tous les voisins prendront la valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant, et 0 sinon. Ensuite, comme le montre la figure 9, les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant. Des pixels avec des intensités entre 0 et 255 seront finalement obtenus pour former une image LBP, [31].

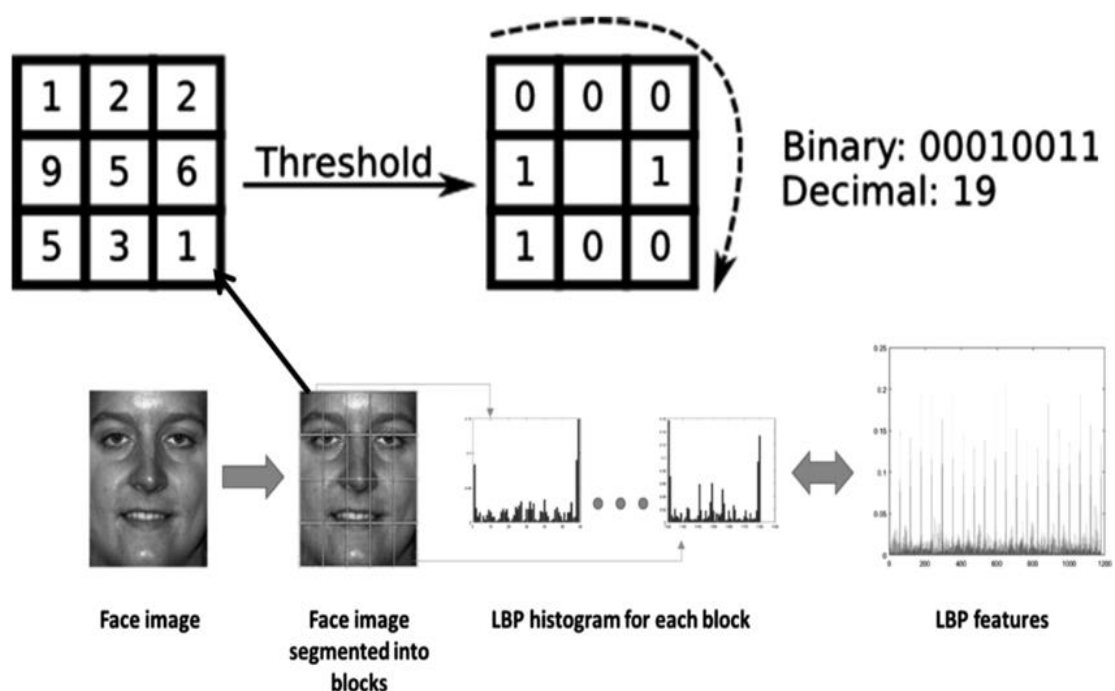


Figure.8. Principe de la méthode LBP [30]

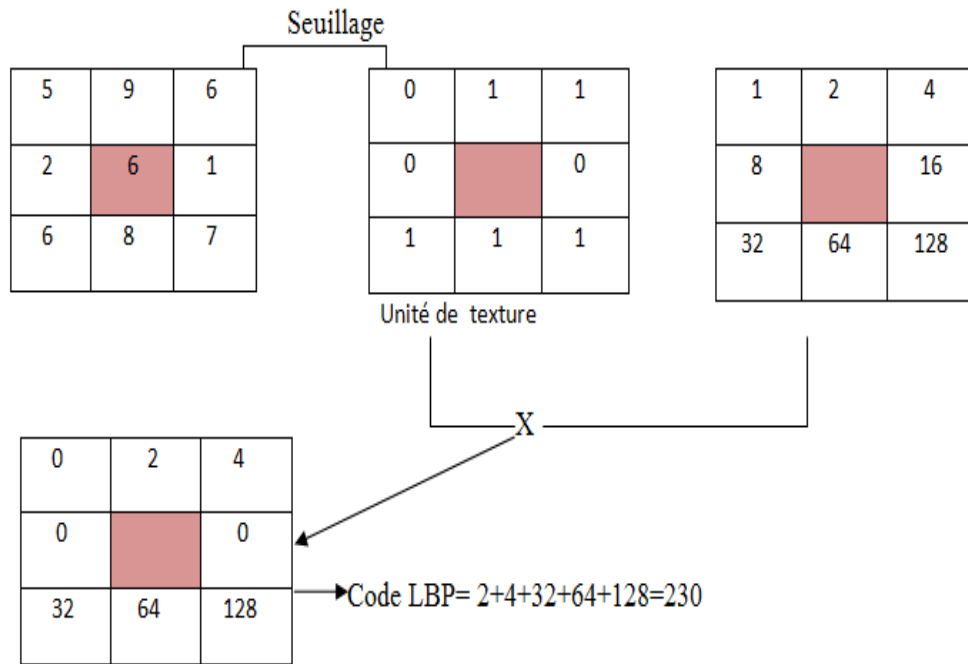


Figure.9. L'opérateur LBP [32]

Le LBP de base est défini par [11] :

$$LBP_{P,R}(X_C, Y_C) = \sum_{p=1}^p s(g_p - g_C) 2^{p-1} \quad (1)$$

$$S(x) = \begin{cases} 0 & , x < 0 \\ 1 & , x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

Où :  $g_C$  est le niveau de gris du pixel central de coordonnées  $(X_C, Y_C)$ .

( $p = 0, 1, \dots, 7$ ) est le niveau de gris de chaque pixel voisin.

#### II.3.1.1.2.2. La méthode HOG

La méthode de l'histogramme de gradient orienté HOG (Histogram of Oriented Gradients) proposé par Dalal et Triggs [33], est une méthode utilisée en vision par ordinateur pour la reconnaissance d'objets. Cette technique calcule un histogramme local dans la direction du gradient sur une grille dense, c'est-à-dire dans des zones régulièrement réparties dans l'image. L'idée importante derrière le descripteur HOG est que l'apparence et la forme locale d'un objet dans une image peuvent être décrites par la distribution d'intensité du gradient ou la direction des bords. Cela peut être fait en divisant l'image en petites zones continues appelées cellules et en calculant un gradient ou un histogramme de bord des pixels de cette cellule pour chaque cellule. La combinaison des histogrammes forme alors le descripteur HOG [11]. Le principe de cette méthode est illustré dans la figure 10.

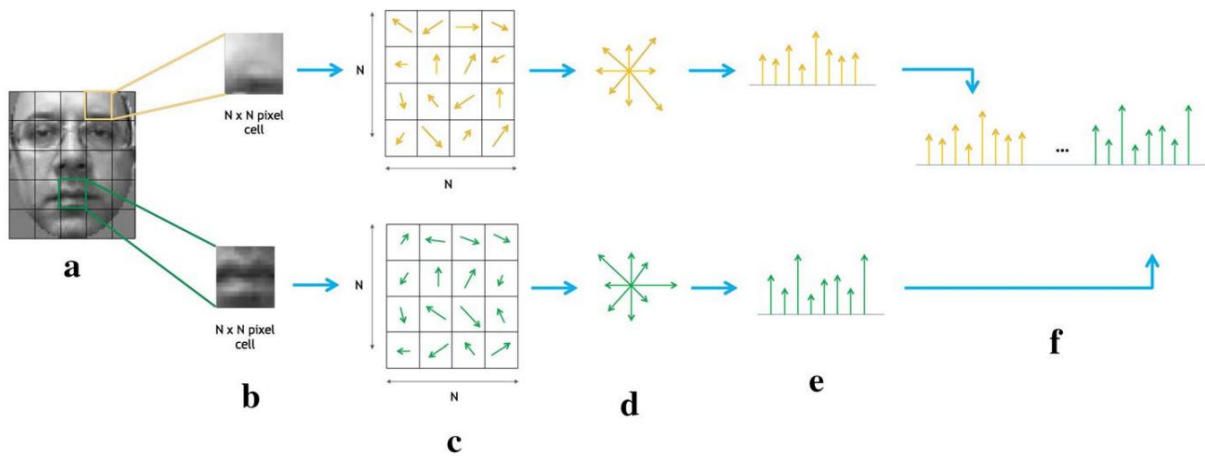


Figure.9-bis. Différentes étapes de la méthode HOG [42]

Comme le montre cette figure, l'image est divisée en cellules de taille  $N \times N$  pixels. L'orientation de tous les pixels est calculée et accumulée dans un histogramme d'orientations à  $M$  bins. Enfin, tous les histogrammes cellulaires sont concaténés afin de construire le vecteur de caractéristiques final. L'exemple de la figure 10 indique une taille de cellule de 4 pixels et 8 groupes d'orientation pour les histogrammes de cellules. Un exemple numérique montrant la principe de calcul des fonctionnalités HOG est montré dans la figure 10.

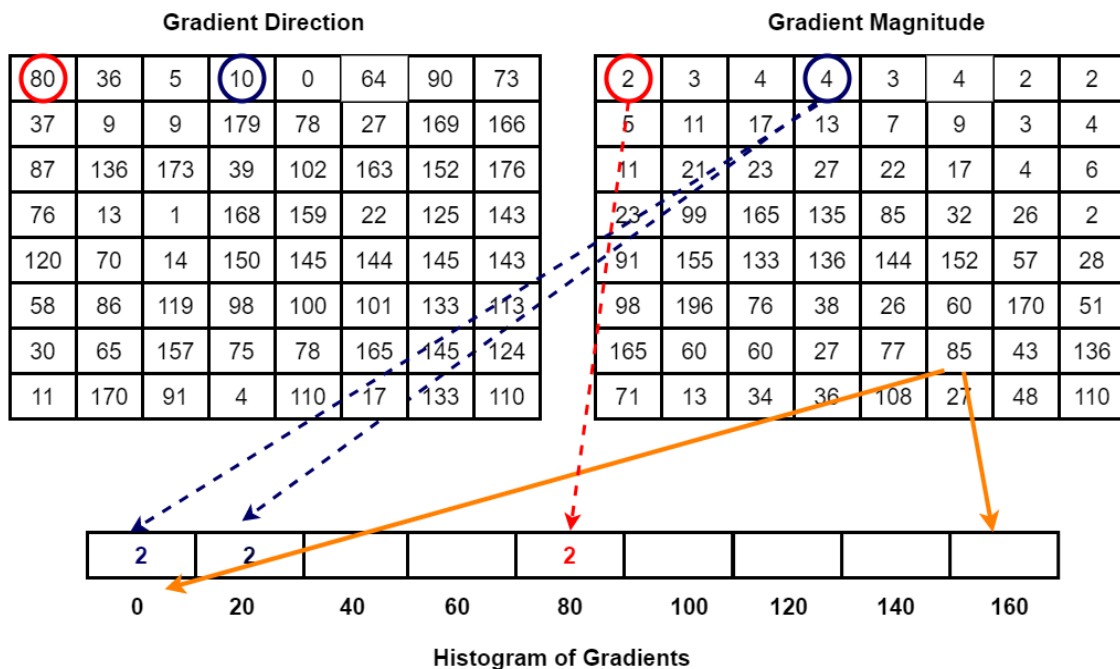


Figure.10. Principe de la méthode HOG [34]

La procédure de mise en œuvre de l'algorithme du descripteur HOG est donnée comme suit :

### Étape 1 - Calcul des gradients :

Le calcul des gradients horizontaux et verticaux se réalise en filtrant l'image avec les noyaux suivants :

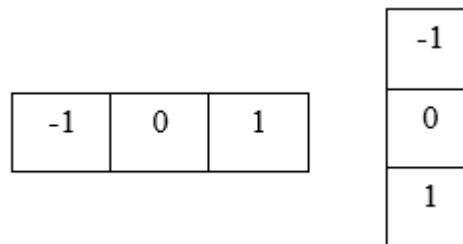


Figure.11. Gradients horizontaux et verticaux [11]

Les gradients  $Grad_{Mag}$  et  $Grad_{Direction}$  sont donnés comme suit :

$$Grad_{Mag} = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (3)$$

$$Grad_{Direction} = n \left( \frac{g_y}{g_x} \right) \quad (4)$$

### Étape 2 - Calcul de l'histogramme des gradients dans des cellules de taille précise :

Dans cette étape, l'image est divisée en  $8 \times 8$  cellules et un histogramme de gradients est calculé pour chaque  $8 \times 8$  cellules.

L'étape suivante consiste à créer un histogramme de gradients dans ces  $8 \times 8$  cellules. L'histogramme contient 9 bins correspondant aux angles  $0, 20, 40, \dots, 160$ . Le bin est sélectionné en fonction de la direction et le vote est sélectionné en fonction de l'amplitude. Les contributions de tous les pixels dans les cellules  $8 \times 8$  sont additionnées pour créer l'histogramme 9 bins.

### Étape 3 : Calcul du vecteur de caractéristiques de l'HOG :

Pour calculer le vecteur de caractéristiques final qui représente l'image entière, les différents histogrammes obtenus pour chaque  $8 \times 8$  cellules seront concaténés pour former un seul vecteur caractéristique.

#### II.3.1.1.3. Classification

La dernière étape d'un système de reconnaissance automatique d'expressions faciales est la détermination de l'expression faciale en fonction des caractéristiques extraites. De nombreux classifieurs ont été appliqués pour la reconnaissance des expressions faciales plus particulièrement les Machines à vecteurs de support SVM (Support Vector Machine), le K-plus proche voisin KNN (K-Nearest Neighbor), le Random Forest (RF), l'Analyse

Discriminante Linéaire LDA (Linear Discriminant Analysis), les Réseaux bayésiens NB (Naïve Bayes), les Réseaux de neurone et d'autres [11].

### II.3.1.1.3.1. Machines à vecteurs de support SVM

Les SVM sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé de nouvelle génération basées sur l'utilisation des fonctions capables de séparer les données de manière optimale. Lorsque l'on considère le cas de deux classes dont les données sont linéairement séparables, il existe une infinité d'hyperplans pour séparer les observations. L'objectif des SVM est de trouver l'hyperplan optimal qui sépare les données avec la maximisation de la distance entre les différentes classes. On appelle hyperplan séparateur l'hyperplan qui sépare deux classes.

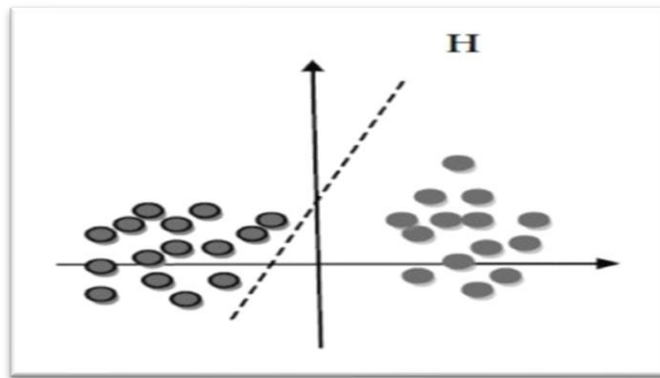


Figure.12. Exemple de classification SVM [11]

L'équation de l'hyperplan séparateur est donnée par :

$$h(x) = (w \cdot x) + \omega \cdot \text{somme } a_i * \mu_i(\phi(x_i), (x_j) \omega \quad (5)$$

Où  $\phi(x_i)$  est une transformation non linéaire de l'espace d'entrée  $X$  en un espace de représentation  $\phi(x)$ .

Le principe des SVM est de choisir celle qui maximise la distance entre l'hyperplan et les échantillons d'apprentissage (c'est-à-dire hyperplan et vecteurs de support), cette distance est appelée la marge.

Parmi les modèles de SVM, il y a le Linéaire-SVM et le non-Linéaire-SVM. Les premiers sont les SVM les plus simples car ils peuvent séparer linéairement les données tandis que pour les seconds sont utilisées pour les données qui ne sont pas linéairement séparables. Dans ce dernier cas, les données sont transformées pour être représentées dans un grand espace où elles sont linéairement séparables, [35].

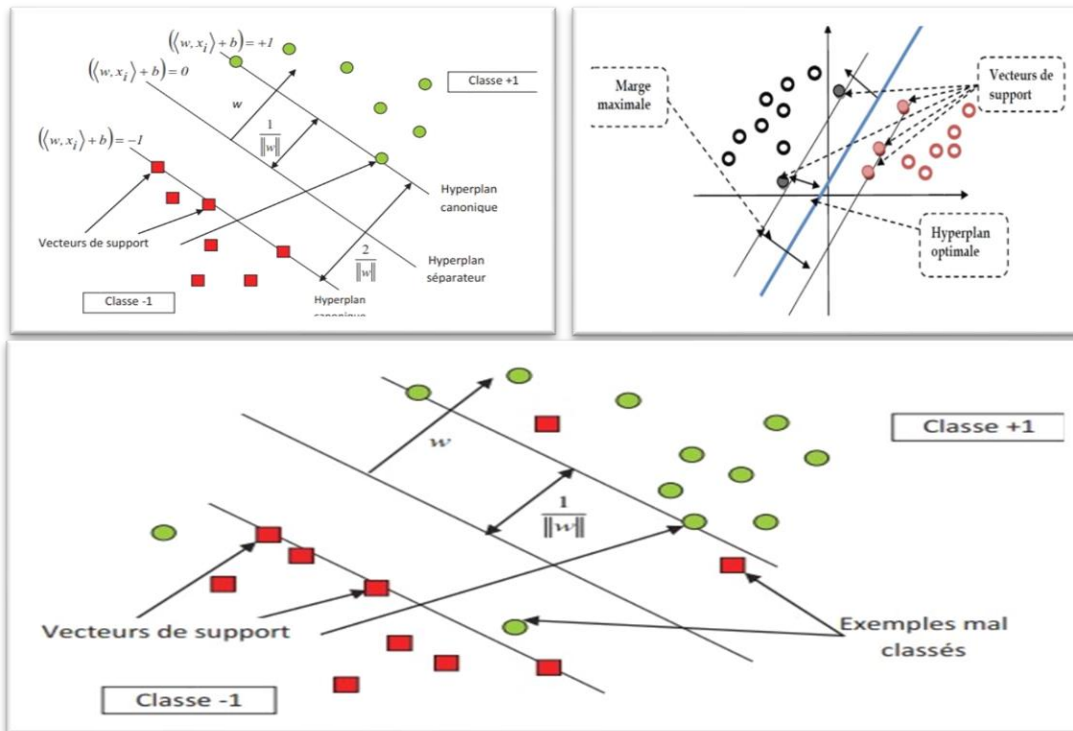


Figure.13. Séparation SVM linéaire et non linéaire [11].

Afin de pouvoir traiter des cas où les données ne sont pas linéairement séparables. Les fonctions du noyau sont utilisées pour cartographier efficacement les données d'entrée qui peuvent ne pas être séparées linéairement dans un espace de grande dimension, où des méthodes linéaires peuvent alors être appliquées, [11].

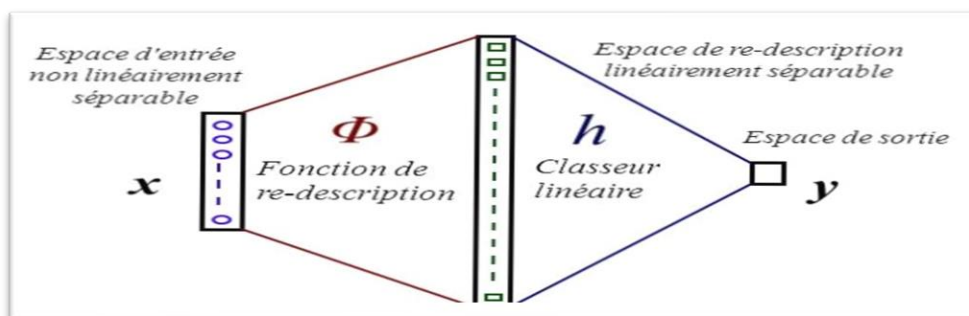


Figure.14. Passage par une description des données permettant une séparation linéaire des exemples [11].

Les SVM ont été conçues à l'origine pour résoudre des problèmes bi-classes. L'adaptation des SVM bi-classes au cas multi-classes peut se faire de deux façons différentes :

- ✓ **L'approche un contre tous** : elle consiste à entraîner un SVM bi-classes en utilisant les éléments d'une classe contre tous les autres. Il s'agit de résoudre l'ordre de  $c$  problèmes SVM chacun de taille  $n$  ;

- ✓ **L'approche un contre un** : elle consiste à entraîner  $c(c-1)/2$  SVM sur chacun des couples de classes, puis à décider la classe gagnante soit par un vote majoritaire soit en post-traitant les résultats grâce à l'estimation de probabilités a posteriori [11].

### II.3.1.1.3.2. K-plus proche voisin KNN

L'algorithme KNN est un algorithme d'apprentissage supervisé qui permet de faire des prédictions sur des variables qualitatives ou quantitatives. Il consiste à trouver les  $K$  instances les plus proches en calculant la similarité entre l'instance à classer et les instances déjà classées (les instances de la base d'apprentissage).

Le principe de cette méthode est le suivant :

- On note  $x$  une nouvelle instance décrite par un vecteur de  $p$  attributs :  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$
- Chaque instance  $I_i$  de l'ensemble d'entraînement est sous forme d'un couple,  $I_i = \langle a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{pi}, c_i \rangle$  Tel que  $(a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{pi})$  représente un vecteur de  $p$  Attributs de l'instance  $I_i$ ,  $c_i$  représente la classe de l'instance  $I_i$ .

L'algorithme consiste à trouver parmi l'ensemble d'instances de la base d'apprentissage, les  $k$  plus proches voisins de  $x$  et associe à ce dernier la classe majoritaire parmi ses  $k$  voisins (les plus proches).

Un exemple de classification KNN est illustré par la figure 13.

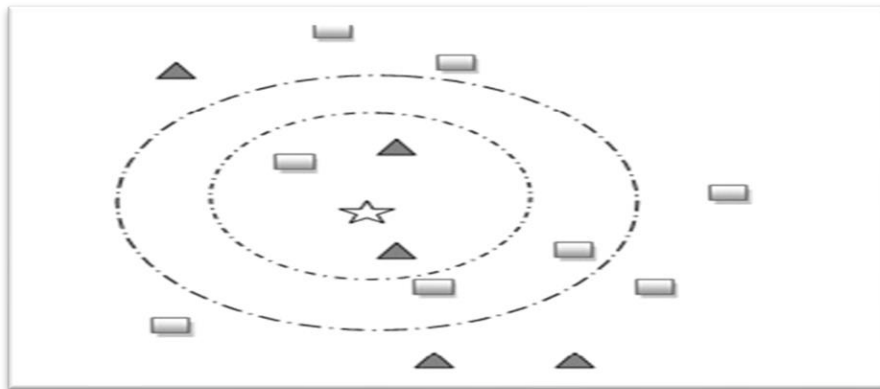


Figure.15. Exemple de classification KNN (K=3 et K=5) [11]

Dans cet exemple, le point inconnu (étoile) appartient soit à la première classe (carré) ou à la deuxième classe (triangle). Si  $K = 3$ , le point inconnu est classé en deuxième classe (triangle) parce qu'il y a deux triangles et un seul carré parmi les trois plus proches à l'intérieur du cercle. Si  $K = 5$ , il est classé dans la première classe (carré), [11].

### II.3.1.1.3.3. L'algorithme Random Forest RF

Le RF est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui est construit à partir d'algorithmes d'arbre de décision. Un arbre de décision se compose de trois composants à savoir des nœuds de décision, des nœuds feuilles et un nœud racine. Un algorithme d'arbre de décision divise un ensemble de données d'apprentissage en branches, qui se séparent ensuite en d'autres branches. Cette séquence continue jusqu'à ce qu'un nœud feuille soit atteint. Ainsi, Chaque arbre de décision est construit récursivement en assignant un test binaire à chaque nœud non-feuille en fonction des échantillons d'apprentissage. Pour la classification, le RF combine les résultats des arbres de décision pour voter pour la classe la plus populaire. Le classifieur RF peut être défini comme suit :

$$H(x) = \arg \max_y \sum_1^K I(h_i(x) = Y) \quad (6)$$

Où  $H(x)$  est le classifieur combiné final ;

$k$  est le nombre d'arbres de décision,  $h_i(x)$  représente un arbre de décision ;

$y$  est l'étiquette de classe,  $I(h_i(x) = Y)$  indique  $x$  appartient à la classe  $Y$ , [11].

### II.3.1.1.3.4. Analyse discriminante linéaire

L'algorithme d'analyse discriminante linéaire (LDA) est né des travaux de Belhumeur et al. De Yale Université (États-Unis), en 1997, [36]. La LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, avec pour objectif de maximiser les variations entre les images d'individus différents (interclasses) tout en minimisant les variations entre les images d'un même individu (intra-classes).

$$\frac{|\phi^T s_b \phi|}{|\phi^T s_w \phi|} \quad (7)$$

Pour une classification supervisée, l'algorithme LDA peut être appréhendé de deux façons complémentaires :

- Selon une approche géométrique qui revient à chercher des hyperplans qui séparent au mieux les groupes
- Selon une approche modèle qui fait l'hypothèse que les lois des variables sont des vecteurs gaussiens avec des valeurs de paramètres différentes pour chaque groupe.

### II.3.1.1.3.5. Développement récent

Un large éventail de techniques de classification est utilisé dans la reconnaissance des formes et est également proposé dans la classification des expressions faciales comme les

réseaux de neurones, la logique floue, les réseaux Bayésien, le KNN et ainsi de suite. Certaines des études les plus importantes sont abordées ci-dessous.

Seyedarabi et al [38], ont proposé un modèle de classifieur à réseau neuronal pour reconnaître des expressions faciales à partir de la séquence des images. Ils ont utilisé quatorze points de caractéristiques extraites manuellement dans le premier cadre autour de l'œil, des sourcils, du nez et de la bouche, respectivement.

Sreenivasa Rao et al [39], ont proposé une amélioration du modèle de réseaux de neurones à la classification de la joie, la colère, la peur, la tristesse et le neutre à partir de la séquence des images, respectivement. Après avoir extrait les caractéristiques des yeux et de la bouche par des opérations morphologiques, des vecteurs de caractéristiques extraites ont été utilisés dans trois réseaux de neurones en termes de l'œil gauche, l'œil droit et les fonctions de la bouche.

Hammal et al. [40], Ont proposé un système à base de règles et l'ont comparé avec le modèle bayésien pour la classification des expressions faciales. Les points caractéristiques du visage autour de la bouche, des yeux et des sourcils ont été choisis pour obtenir cinq caractéristiques géométriques des mouvements du visage.

Modèle de Markov caché (en anglais Hidden Markov Model) ont été également utilisés pour la classification des expressions faciales dans les études de Pardas et al. [41], Cohen et al. Et Shin et Chun. Ces études ont tenté de modéliser la séquence d'état des images dans HMM pour trouver le plus de chances d'expressions dans de nouvelles images pour s'adapter à des modèles formés.

### II.4. Conclusion

Dans ce chapitre, intitulé " la reconnaissance automatique des expressions faciales", nous avons d'abord présenté les méthodes de reconnaissance automatique des expressions faciales ainsi que les inconvénients et les avantages de l'approche basée sur des modèles, de l'ingénierie et des règles, puis nous sommes passés au processus de reconnaissance automatique des expressions faciales.

Nous l'avons fait avec l'avantage d'extraire la détection faciale, ce qui est considéré comme un point important dans nous avons conclu ce chapitre en classant et en prenant en charge les machines vectorielles et les nouveaux développements.

# Chapitre III

Conception d'un système de sécurité  
aéroportuaire

### III.1. Introduction

Après avoir abordé l'aspect théorique de la reconnaissance des expressions faciales dans le chapitre précédent, ce dernier chapitre sera dédié à la présentation des expérimentations réalisées dans le cadre de notre étude sur la conception d'un système de reconnaissance d'expressions faciales comme outil de sécurité aéroportuaire. Nous commencerons par une description détaillée du processus de conception du système, de la mise en place de la base de données utilisée, ainsi que du protocole d'évaluation adopté. Ensuite, nous présenterons en détail l'environnement de travail, à la fois matériel et logiciel, dans lequel les expérimentations ont été menées. Nous décrirons ensuite la méthodologie utilisée pour mener à bien nos expérimentations, suivie par l'exposition des résultats obtenus.

### III.2. Principe du système de sécurité aéroportuaire

#### III.2.1. Processus de conception

Comme le montre la figure 11, la conception d'un système de reconnaissance d'expressions faciales comme outil de sécurité aéroportuaire implique plusieurs étapes cruciales, allant du traitement initial des données à la classification des expressions. Dans cette section, nous détaillerons chaque étape du processus, en mettant en lumière les techniques et les méthodes utilisées pour construire un système robuste et efficace.

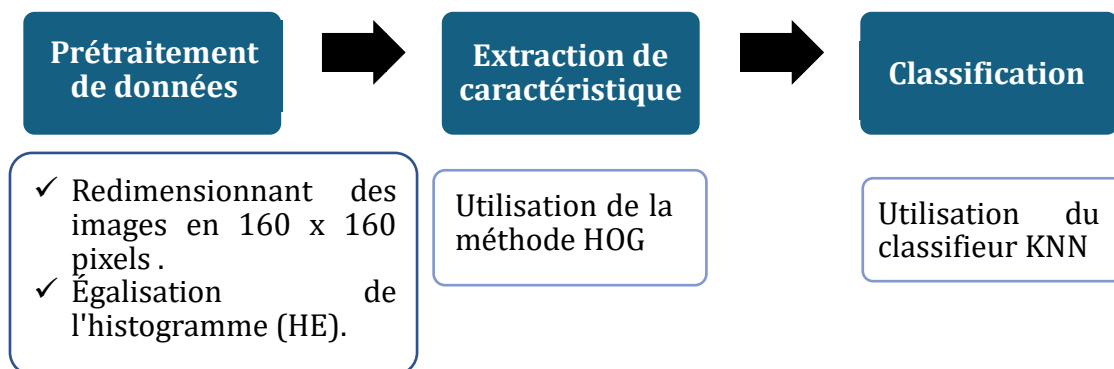


Figure.16. **Processus de conception du système de sécurité.**

##### III.2.1.1. Prétraitement de données

La première étape de ce système est l'étape de prétraitement qui est appliquée en détectant le visage dans les images, puis en redimensionnant les images en 160 x 160 pixels, puis en appliquant la technique d'égalisation de l'histogramme (HE) pour normaliser les effets de

## Chapitre III : Conception d'un système de sécurité aéroportuaire

---

l'éclairage. Cette étape est fondamentale pour garantir la qualité et la cohérence des données d'entrée utilisées par le système de reconnaissance.

### III.2.1.2. Extraction de caractéristiques

Dans cette étape cruciale de du processus de reconnaissance, nous avons choisi d'utiliser la méthode HOG pour extraire les caractéristiques pertinentes des images faciales. Comme nous l'avons vu dans le chapitre II, cette est une technique largement utilisée en vision par ordinateur pour représenter la structure locale et la texture des images en se concentrant sur les gradients d'intensité.

### III.2.1.3. Classification

Dans cette étape de du processus de reconnaissance, nous avons utilisé la méthode KNN pour classer les expressions faciales extraites à l'aide de la méthode HOG. Notre objectif était de diviser les expressions faciales en deux classes distinctes : peur et non-peur, afin de détecter les comportements potentiellement suspects dans les environnements aéroportuaires.

## III.2.2. Base de données utilisée

### III.2.2.1. Description de la base de données utilisée

Pour entraîner et évaluer notre système de reconnaissance d'expressions faciales, nous avons utilisé la base de données d'images JAFFE, largement utilisée dans la recherche en vision par ordinateur et en psychologie. Cette base se compose de 213 images d'expressions faciales de dix femmes japonaises. Pour chaque femme, 7 expressions faciales (6 expressions faciales de base et l'état neutre) ont été simulées. La résolution des images est de  $256 \times 256$  pixels.

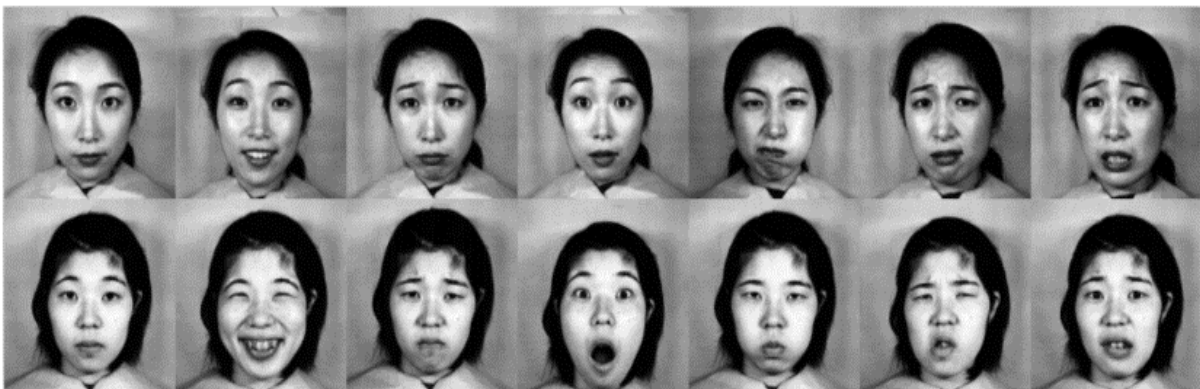


Figure.17. Exemples d'images de la base de données JAFFE

### III.3. Expérimentations et résultats

Dans cette section, nous examinons les résultats de nos expérimentations destinées à évaluer l'efficacité et la performance de notre système. Nous commençons par décrire l'environnement de travail dans lequel les expérimentations ont été menées. Ensuite, nous exposons la méthodologie utilisée pour mener à bien nos expérimentations, en détaillant les différentes étapes du processus, de la préparation des données à l'évaluation des performances du système.

#### III.3.1. Environnement du travail

Dans cette section, nous présenterons les environnements matériels et logiciels de notre travail.

##### III.3.1.1. Environnement matériel

L'environnement matériel consiste en un ordinateur DELL ayant les caractéristiques suivantes :

- ✓ Usage : Générale ;
- ✓ Mémoire Vive : 8 GO ;
- ✓ Disque Dure : 500 GO ;
- ✓ Taille Ecran : 14,1 ;
- ✓ Processeur : Core i5 Intel ;
- ✓ Graphics : Intel ;
- ✓ Windows : 7.

##### III.3.1.2. Environnement logiciel

L'environnement de programmation utilisé est MATLAB R2016b. Cette plate-forme est optimisée pour résoudre les problèmes scientifiques et techniques. Le langage MATLAB, basé sur le calcul des matrices, est le moyen le plus naturel au monde pour exprimer les mathématiques computationnelles. Il dispose de plusieurs boîtes à outils en particulier celle du traitement d'images « Image Processing Tool Box » qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence permettant de traiter, analyser, visualiser et développer des algorithmes de traitement d'images.

#### III.3.2. Méthodologie

La conception de notre système de reconnaissance d'expressions faciales comme outil de sécurité aéroportuaire repose sur une méthodologie rigoureuse, combinant :

## Chapitre III : Conception d'un système de sécurité aéroportuaire

- ✓ Une étape de prétraitement des données ;
- ✓ Une étape d'extraction de caractéristiques ;
- ✓ Une étape de classification des expressions faciales.

Cette méthodologie a été conçue pour garantir la qualité et la précision du système dans la détection des expressions de peur, une émotion cruciale dans le contexte de la sécurité aéroportuaire.

Dans un premier temps, les images faciales ont été soumises à un processus de prétraitement, comprenant le redimensionnement et la normalisation de l'éclairage par la technique d'égalisation de l'histogramme. Cette étape était essentielle pour assurer la cohérence et la qualité des données d'entrée utilisées par le système (voir la figure 18).

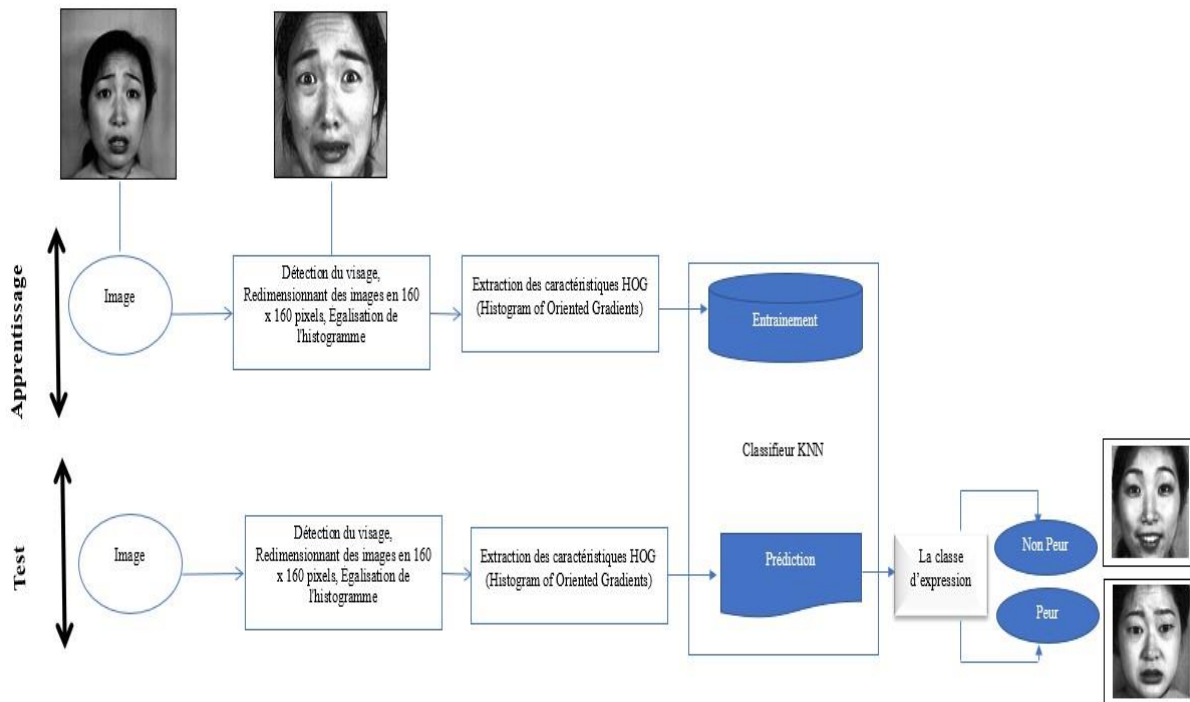


Figure.18. **Méthodologie de reconnaissance de l'émotion « peur »**

Ensuite, les caractéristiques des expressions faciales ont été extraites à l'aide de la méthode HOG. Cette technique a été choisie pour sa capacité à représenter efficacement la structure locale et la texture des images faciales, en se concentrant sur les gradients d'intensité.

Comme le montre la figure (19), la méthode HOG divise chaque image en une grille de cellules, puis calcule les histogrammes des orientations des gradients dans chaque cellule. Ces

## Chapitre III : Conception d'un système de sécurité aéroportuaire

histogrammes capturent les variations locales de la direction du gradient, ce qui permet de représenter efficacement les contours et les textures de l'image.

Dans notre implémentation, nous avons expérimenté différentes tailles de cellules, afin de trouver la configuration optimale pour notre système de reconnaissance d'expressions faciales. Une fois les caractéristiques HOG extraites de chaque image faciale, nous les avons utilisées comme vecteurs d'entrée pour l'algorithme de classification.

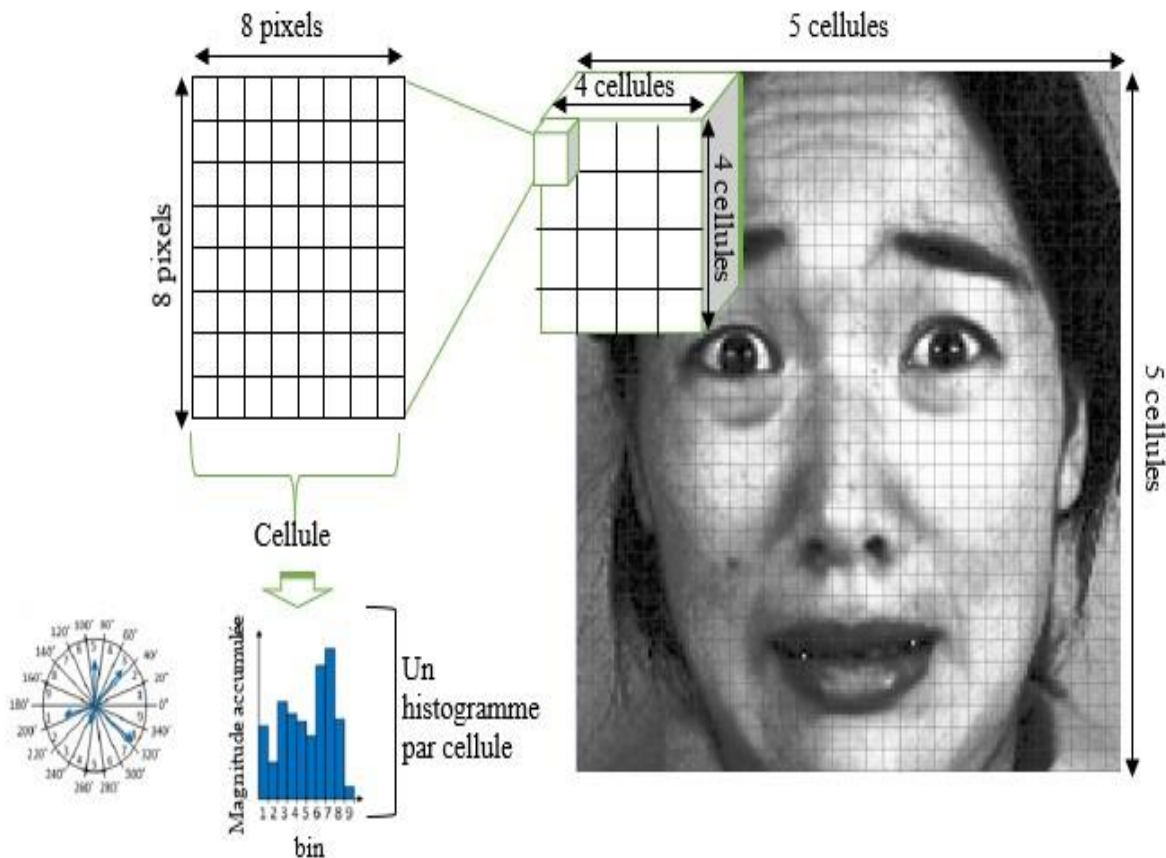


Figure.19. **Méthodologie de reconnaissance de l'émotion « peur »**

Pour la classification, nous avons utilisé la méthode des KNN pour classer les expressions faciales extraites à l'aide de la méthode HOG. Notre objectif était de diviser les expressions faciales en deux classes distinctes : peur et non-peur, afin de détecter les comportements potentiellement suspects dans les environnements aéroportuaires (voir les figures 19 et 20).

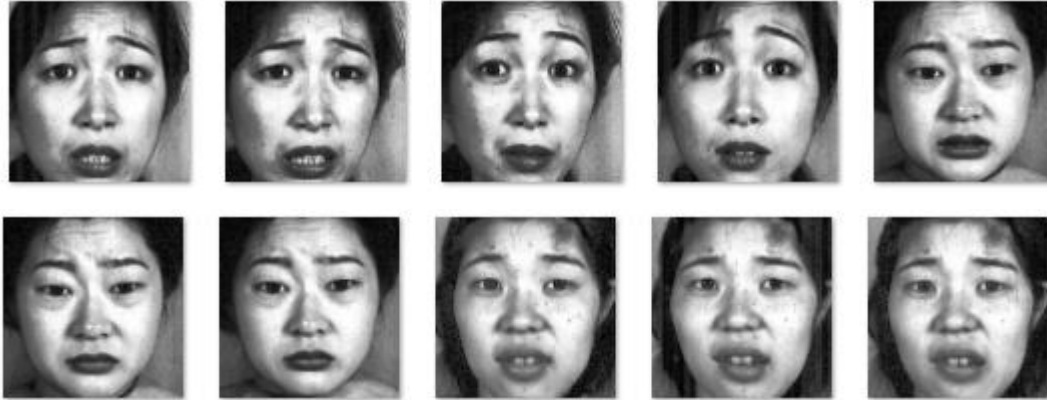


Figure.20. Exemple des images de l'émotion « peur »

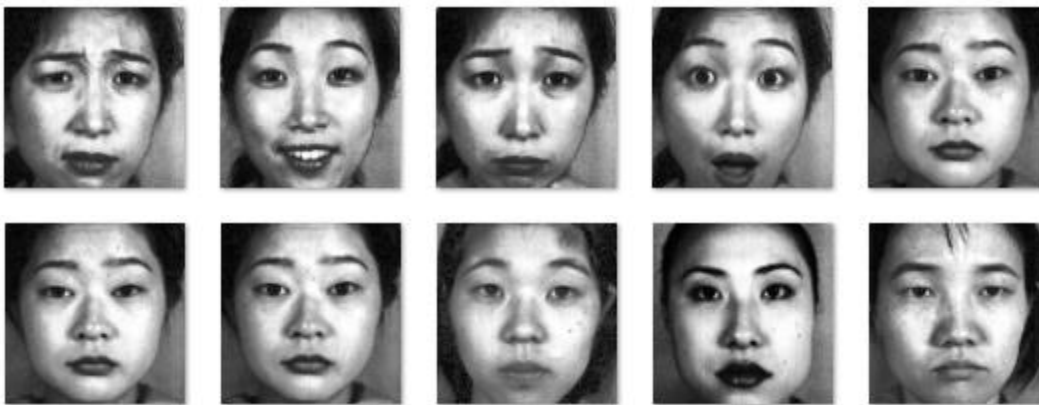


Figure.21. Exemple des images de l'émotion « non peur »

Nous avons configuré l'algorithme KNN pour fonctionner dans un cadre de classification binaire, où chaque expression faciale est attribuée à l'une des deux classes en fonction de sa similarité avec les échantillons d'apprentissage correspondants. Dans notre implémentation, nous avons expérimenté différentes valeurs de  $k$  pour déterminer celle qui offre les meilleures performances de classification pour notre système.

Pour entraîner et évaluer notre système de reconnaissance d'expressions faciales, nous avons utilisé la base de données d'images JAFFE. Cependant, nous l'avons adaptée pour répondre à nos besoins spécifiques. Contrairement à l'utilisation traditionnelle de la base de données JAFFE qui comprend sept expressions faciales différentes, nous avons créé deux classes distinctes à partir de ces images.

- ✓ La première classe contient uniquement les images représentant l'expression faciale de la peur. Nous avons extrait toutes les images de la base de données JAFFE qui ont été annotées comme exprimant la peur et les avons regroupées dans cette classe.

## Chapitre III : Conception d'un système de sécurité aéroportuaire

---

- ✓ La deuxième classe comprend un mélange des autres expressions faciales présentes dans la base de données JAFFE, à savoir neutre, colère, dégoût, heureux, triste et surprise. Nous avons regroupé ces images dans une seule classe pour former un ensemble de données contrasté avec la classe "peur".

Pour évaluer les performances de notre système, nous avons divisé notre ensemble de données en deux ensembles distincts pour l'entraînement et le test, en veillant à ce que chaque ensemble contienne une répartition équilibrée des deux classes.

La mesure du taux de reconnaissance est calculée de la manière suivante :

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{(\text{nombre d'images de test correctement classées})}{(\text{nombre total des images de test})} \quad (10)$$

### III.3.3. Résultats

Dans cette section, nous présentons les résultats de nos expérimentations. Les tableaux ci-dessous illustrent les performances de notre système de reconnaissance d'expressions faciales en fonction de différentes valeurs de la taille de la cellule de l'algorithme HOG et de la valeur de  $k$  correspondant au classifieur KNN. Les tableaux 2, 3 et 4 détaillent le taux de reconnaissance pour chaque combinaison de valeurs de ces paramètres, offrant ainsi un aperçu complet de l'impact de ces ajustements sur les performances globales du système. L'analyse de ces tableaux permettra de déterminer les configurations optimales pour notre système dans le contexte spécifique de la sécurité aéroportuaire, en identifiant les paramètres qui maximisent la précision et la fiabilité de la détection des expressions faciales, en particulier celles associées à l'émotion de peur.

**Tableau.2.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $8 \times 8$ )

Valeur « k » plus proches voisins (KNN)	Taux de reconnaissance
5	70 %
7	90%
9	70%

**Tableau.3.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $16 \times 16$ )

### Chapitre III : Conception d'un système de sécurité aéroportuaire

---

Valeur « k » plus proches voisins (KNN)	Taux de reconnaissance
5	70%
7	70%
9	80%

**Tableau.4.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $24 \times 24$ )

Valeur « k » plus proches voisins (KNN)	Taux de reconnaissance
5	60%
7	80%
9	90%

**Tableau.5.** Résultats d'application du KNN sur la base de données JAFFE (Taille de cellule égale à  $32 \times 32$ )

Valeur « k » plus proches voisins (KNN)	Taux de reconnaissance
5	70%
7	90%
9	100%

En analysant les résultats obtenus (Tableau 2, Tableau 3, Tableau 4 et Tableau 5), on trouve qu'en utilisant la méthode KNN lorsque la taille de la cellule est égale à  $8 \times 8$  pixels, le meilleur taux de reconnaissance obtenu est de 90% lorsque la valeur « k » est égale à 7. Tandis que pour une taille de cellule égale à  $16 \times 16$  pixels, le meilleur taux de reconnaissance est obtenu pour une valeur de « k » égale à 9. De même, pour une taille de cellule égale à  $24 \times 24$  pixels, le meilleur taux de reconnaissance obtenu est de 90% lorsque la valeur de « k » est égale à 9. Finalement, et pour une taille de cellule de  $32 \times 32$  pixels et une valeur de « k » est égale à 9, le taux de reconnaissance a pu atteindre une valeur maximale de 100%.

Ces résultats confirment la robustesse de notre approche dans la détection de l'émotion de peur, une composante clé de la sécurité aéroportuaire. En identifiant efficacement les expressions faciales associées à la peur, notre système offre un outil précieux pour la détection précoce de comportements suspects et la prévention des menaces potentielles.

### III.4. Conclusion

Ce chapitre a examiné en détail les expérimentations menées pour évaluer l'efficacité de notre système de reconnaissance d'expressions faciales dans le contexte de la sécurité aéroportuaire. À travers une série d'expériences, nous avons démontré les performances de notre système.

Les résultats de nos expérimentations confirment l'efficacité de notre système de reconnaissance d'expressions faciales dans la détection de l'émotion de peur, offrant ainsi des perspectives prometteuses pour son utilisation dans des applications de sécurité aéroportuaire.

**Conclusion**

**Générale**

# Conclusion Générale

En conclusion, ce projet de fin d'études a exploré les possibilités et les défis de la conception d'un système de reconnaissance d'expressions faciales comme outil de sécurité aéroportuaire. À travers une analyse approfondie des techniques de traitement d'image et de l'apprentissage automatique, nous avons développé et évalué un système capable de détecter efficacement les expressions faciales associées à l'émotion de peur, une composante cruciale dans la détection précoce des comportements suspects.

Nos expérimentations ont permis de démontrer l'efficacité de notre approche, notamment en optimisant les hyperparamètres pour améliorer la précision de la détection des expressions faciales. Nous avons examiné diverses techniques et approches, notamment l'utilisation de l'algorithme HOG et de l'algorithme KNN, pour concevoir et optimiser notre système. Les résultats obtenus ont démontré la viabilité et l'efficacité de notre approche, avec des performances de reconnaissance allant jusqu'à 100% dans certaines configurations.

Ce projet constitue donc une contribution significative à la recherche dans le domaine de la sécurité aéroportuaire, offrant un outil précieux pour renforcer la sécurité et la sûreté dans les aéroports.

# **Références**

## **Bibliographiques**

### REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] DANTZER Robert, « Hormones et émotions », dans : Robert Dantzer éd., Les émotions. Paris cedex 14, Presses Universitaires de France, « Que sais-je ? », 2002, p. 39-68. URL : <https://www.cairn.info/les-emotions--9782130527718-page-39.htm>
- [2] Delage V. Dictionnaire médical de l'Académie de Médecine. <https://www.academie-medecine.fr/le-dictionnaire/index.php?q=%C3%A9motion>.
- [3] NACER, F. (2019). Reconnaissance d'expression faciale à partir d'un visage réel.
- [4] Survey on RGB, 3D, Thermal, and Multimodal Approaches for Facial Expression Recognition: History, Trends, and Affect-related Applications Ciprian A. Corneanu, Marc Oliu, Jeffrey F. Cohn, and Sergio Escalera 2016.
- [5] Survey on RGB, 3D, Thermal, and Multimodal Approaches for Facial Expression Recognition: History, Trends, and Affect-related Applications Ciprian A. Corneanu, Marc Oliu, Jeffrey F. Cohn, and Sergio Escalera 2016.
- [6] Palazzolo, J. (2009). Les émotions : supports nécessaires de l'interaction sociale ? <https://hal.science/hal-03424563>
- [7] <https://www.tumblr.com/coursesthetique/120166163201/les-muscles-de-la-tete-muscles-squelettiques>
- [8] <http://ifsi.saintantoine.free.fr/cours/premiere%20annee/Orthopedie%20rhumatologie/Schema/>
- [9] <https://monde.ccdmd.qc.ca/ressource/?id=122139&demande=desc>
- [10] Ouakkaf, H., & Berkane, M. Reconnaissance Automatique Des Expressions Faciales Par Support Vector Machine, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi ,2017, (p\_ 21).
- [11] Zerrougui Ibtissem, Hamitouche Imene, Réalisation D'un Système De Reconnaissance Des Emotions Basé Sur Des Images Faciales, Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj, 2021/2022, (p \_ 8).
- [12] OUAKKAF Hassiba, BELGASMI, Reconnaissance Automatique Des Expressions Faciales Par Support Vector Machine, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2017, (p\_22).
- [13] Tian, T., Wang, Z., & Zhang, J. (2017). Pathomechanisms of oxidative stress in inflammatory bowel disease and potential antioxidant therapies. Oxidative medicine and cellular longevity, 2017.
- [14] <https://www.routledge.com/Research-Methods-in-Education/Cohen-Manion-Morrison/p/book/9781138209886>

## Références Bibliographiques

---

- [15] Zhang, L., Samaras, D., & Zelinsky, G. J. (2010). Face recognition across pose: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(11), 2162-2188.
- [16] <https://www.scirp.org/reference/referencespapers>
- [17] Pantic, M., & Rothkrantz, L. J. M. (2000). Expert system for automatic analysis of facial expressions. *Image and Vision Computing*, 18(11), 881-905.
- [18] KHADOUDJA GHANEM, Reconnaissance Des Expressions Faciales A Base d'Informations Vidéo ; Estimation de l'Intensité des Expressions Faciales, Université Mentouri De Constantine, thesis Octobre 2010.
- [19] Delphine Poux, Reconnaissance automatique des expressions faciales en présence d'occultations partielles du visage, Université De Lille, 2021, (p\_18).
- [20] S. Yang, P. Luo, C.-C. Loy, and X. Tang, "Wider face : A face detection benchmark," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 5525-5533, 2016
- [21] P. Viola and 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*, vol. 1, pp. I-I, IEEE, 2001.
- [22] J. Li and Y. Zhang, "Learning surf cascade for fast and accurate object detection," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 3468-3475, 2013.
- [23] X. Zhu and D. Ramanan, "Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild," in *2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2879-2886, IEEE, 2012.
- [24] J. Yan, X. Zhang, Z. Lei, and S. Z. Li, "Face detection by structural models," *Image and Vision Computing*, vol. 32, no. 10, pp. 790-799, 2014.
- [25] B. Yang, J. Yan, Z. Lei, and S. Z. Li, "Aggregate channel features for multi-view face detection," in *IEEE international joint conference on biometrics*, pp. 1-8, IEEE, 2014.
- [26] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural network-based face detection," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 20, no. 1, pp. 23-38, 1998.
- [27] H. Li, Z. Lin, X. Shen, J. Brandt, and G. Hua, "A convolutional neural network cascade for face detection," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 5325-5334, 2015.
- [28] Baghdadi Zineb, Labandji Bisma, Système de Vidéosurveillance avec la Reconnaissance Faciale, Université Akli Mohand Oulhadje-Bouira, 2017, (p\_29).

## Références Bibliographiques

---

- [29] Bouafia, N. Classification efficace des vêtements de mode basée sur les approches : apprentissage automatique ML et apprentissage profond DL (Doctoral dissertation, FACULTE MATHEMATIQUES ET INFORMATIQUE-DEPARTEMENT INFORMATIQUE-OPTION : Informatique Décisionnelle Et Optimisation), (2020).
- [30] <https://www.researchgate.net/figure/Local-binary-pattern-LBP-feature-extraction-method-fig3-330519739>
- [31] Lekdioui, K. (2018). Reconnaissance d'états émotionnels par analyse visuelle du visage et apprentissage machine (Doctoral dissertation, Université Bourgogne Franche-Comté ; Université Ibn Tofail. Faculté des sciences de Kénitra).
- [32] <https://www.researchgate.net/figure/Construction-dun-motif-binaire-et-calcul-du-code-LBP-fig2-50371611>
- [33] Khawla, B. E. L. L. O. U. A. D., & Abdallah, O. U. H. A. N. N. A. C. H. E. (2017). La mise en place d'un système biométrique de reconnaissance faciale (Doctoral dissertation, AbdelhafidBoussoufUniversity centre-Mila).
- [34] <https://towardsdatascience.com/hog-histogram-of-oriented-gradients-67ecd887675f>
- [35] Lyons, M., Akamatsu, S., Kamachi, M., and Gyoba, J. (1998). Coding facial expressions with gabor wavelets. In Automatic Face and Gesture Recognition, 1998. Proceedings. Third IEEE International Conference on, pages 200–205. IEEE.
- [36] Ahmed, F., Bari, H., & Hossain, E. (2014). Person-independent facial expression recognition based on compound local binary pattern (CLBP). *Int. Arab J. Inf. Technol.*, 11(2), 195-203.
- [37] <https://www.perplexity.ai/search/Seyedarabi-et-Al-9vMYCkX5SaeGYdvQYjkiog>
- [38] <https://www.perplexity.ai/search/Sreenivasa-Rao-et-OUK9yOWvRGcCxEEdvaGuwKQ>
- [39] <https://www.perplexity.ai/search/Hammal-et-al-nyJXE51oSVe0OmzcNDvQUg>.
- [40] [https://www.perplexity.ai/search/Pardas-et-al-oFrFBdk.TRCD3Qz2ng\\_ZSw](https://www.perplexity.ai/search/Pardas-et-al-oFrFBdk.TRCD3Qz2ng_ZSw)
- [41] Lyons, M., Akamatsu, S., Kamachi, M., Gyoba, J., "Coding facial expressions with Gabor wavelets," Proceedings Third IEEE international conference on automatic face and gesture recognition, IEEE, 1998
- [42] Carcagnì, P., Del Coco, M., Leo, M. et al. Facial expression recognition and histograms of oriented gradients: a comprehensive study. *SpringerPlus* 4, 645 (2015). <https://doi.org/10.1186/s40064-015-1427-3>