



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE  
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITÉ ABDELHAMID IBN BADIS - MOSTAGANEM

**Faculté des Sciences Exactes et de l'Informatique**  
**Département de Mathématiques et d'Informatique**  
**Filière : Informatique**

MÉMOIRE DE FIN D'ETUDES  
Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique  
Option : **Systemes d'Information Géographique**

THÈME :  
La reconnaissance des expressions de visage

Etudiantes : **Kecir Fatiha**

**Zaoui Amel Nour Elhouda**

Encadrant : Mr. Besnassi Miloud

## Résumé

Notre objectif est l'étude des techniques de reconnaissance des expressions faciales dans un premier temps, puis la mise en œuvre d'un système de reconnaissance en choisissant celui qui peut nous offrir les meilleures performances au sens biométrique.

Un état de l'art des approches récentes dans le domaine est établi, ce qui nous a guidés dans notre choix des techniques utilisées dans la conception de notre système de reconnaissance des expressions faciales. Notre approche est basée sur un prétraitement qui nous assure la préparation de l'image pour la soumettre à l'analyse. Cette dernière est basée sur une étape d'extraction des paramètres réalisée par les méthodes Analyse en composantes principale (ACP), Motifs Binaires Locaux (LBP) et Histogramme de Gradient Orienté (HOG). Ensuite ces descripteurs sont soumis à des classifieurs connus pour leurs efficacités, sont le Perceptron Multi couche (MLP) et le réseau de neurone convolutionnel (CNN). Les résultats obtenus sont encourageants et prometteurs, ils montrent une précision de taux de reconnaissance automatique des sept expressions faciales de 90.55% sur deux bases de données d'expression faciale JAFFE et NAFED.

**Mots clés :** reconnaissance des expressions, biométrique, ACP, LBP, HOG, MLP, CNN, JAFFE, NAFED.

## SOMMAIRE

Résumé

Dédicace

Remerciement

Sommaire

Listes des tableaux.....	i
Listes des figures.....	ii
Listes d'abréviations.....	iii
INTRODUCTION GENERAL.....	1
Chapitre I : La reconnaissance des expressions faciales	
I.Introduction.....	2
II.1. Définition .....	2
II.2. Présentation de quelques technologies biométriques .....	2
II.2.1. Les systèmes comportementaux.....	2
II.2.2. Les systèmes morphologiques .....	3
III.La reconnaissance faciale.....	4
III.1.les méthodes de reconnaissance des formes.....	4
A-Méthodes globales.....	4
B-Méthodes locales .....	4
C-Méthodes hybrides .....	4
IV. La reconnaissance des expressions faciales .....	5
IV.1.les différents travaux de la reconnaissance des expressions faciales ....	7
IV.2.les domaines d'application de l'expression faciale .....	8
V. Conclusion .....	9
Chapitre I : System de La reconnaissance des expressions faciales	
I.Introduction.....	10
II. Architecture d'un système de reconnaissance des formes .....	10
II.1. La base de données .....	10
II.2. Le prétraitement (extraction des données) .....	10

II.2.1. Analyse en composantes principale ACP .....	10
II.2.2. Descripteur LBP (Local Binary Pattern).....	11
II.1.3. Descripteur HOG (Histogramme de gradient orienté).....	14
II.3. La classification .....	16
II.3.1. Les Réseaux de neurones .....	16
II.3.2. Perceptron multicouche MLP.....	18
II.3.3. Les réseaux de neurones de convolution .....	23
III. Le schéma générale de notre travail .....	27
IV. Conclusion.....	28

### Chapitre I : Conception et réalisation

I.Introduction .....	29
II. Environnement matériel et logiciel.....	29
III. Présentation des bases de données JAFFE et NAFED.....	29
IV. Résultats et discussions .....	30
V : conclusion .....	38
CONCLUSION GENERAL.....	39
Bibliographie.....	40

## Liste des figures

**Figure1** : les caractéristiques physiologiques (A : visage, B : la voix, C : L'Empreintes digitales, D : L'iris)

**Figure2**: les différentes approches d'un système de reconnaissance faciale

**Figure3** : le schéma général de la reconnaissance des expressions faciales

**Figure 4** : Etiquetage LBP: l'étiquette binaire est lue dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du voisin supérieur gauche

**Figure 5** : LBP différents exemples de points d'échantillonnage et de rayon

**Figure 6** : Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP

**Figure 7**: Formation du HOG d'une image : (a) découpage en cellules et formation de l'histogramme par bloc, (b) vote d'un pixel selon l'orientation de ses gradients

**Figure8** : les types de neurones (A : neurone biologique, B : neurone formel)

**Figure 9**: un exemple d'un réseau de neurones

**Figure 10** : la convolution sur une image numérique

**Figure 11** : connexion complète vs connexion partielle

**Figure12** : processus principal de CNN

**Figure13** : architecture de CNN en formation visages

**Figure14** : Le schéma générale de notre travail

**Figure15** : Quelques exemples extraits de la base JAFFE

**Figure16** : Quelques exemples extraits de la base NEFED

**Figure17** :la matrice de confusion du MLP sans prétraitement sur la base de données JAFFE

**Figure18** :la matrice de confusion du MLP avec HOG sur la base de données JAFFE

**Figure19** : la matrice de confusion du MLP image brute sur la base de données NEFED

**Figure20** :la matrice de confusion du MLP avec HOG sur la base de données NEFED

**Figure 21** : la comparaison des résultats entre les deux bases de données JAFFE et NAFED



## Liste des figures

**Figure1** : les caractéristiques physiologiques (A : visage, B : la voix, C : L'Empreintes digitales, D : L'iris)

**Figure2**: les différentes approches d'un système de reconnaissance faciale

**Figure3** : le schéma général de la reconnaissance des expressions faciales

**Figure 4** : Etiquetage LBP: l'étiquette binaire est lue dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du voisin supérieur gauche

**Figure 5** : LBP différents exemples de points d'échantillonnage et de rayon

**Figure 6** : Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP

**Figure 7**: Formation du HOG d'une image : (a) découpage en cellules et formation de l'histogramme par bloc, (b) vote d'un pixel selon l'orientation de ses gradients

**Figure8** : les types de neurones (A : neurone biologique, B : neurone formel)

**Figure 9**: un exemple d'un réseau de neurones

**Figure 10** : la convolution sur une image numérique

**Figure 11** : connexion complète vs connexion partielle

**Figure12** : processus principal de CNN

**Figure13** : architecture de CNN en formation visages

**Figure14** : Le schéma générale de notre travail

**Figure15** : Quelques exemples extraits de la base JAFFE

**Figure16** : Quelques exemples extraits de la base NEFED

**Figure17** :la matrice de confusion du MLP sans prétraitement sur la base de données JAFFE

**Figure18** :la matrice de confusion du MLP avec HOG sur la base de données JAFFE

**Figure19** : la matrice de confusion du MLP image brute sur la base de données NEFED

**Figure20** :la matrice de confusion du MLP avec HOG sur la base de données NEFED

**Figure 21** : la comparaison des résultats entre les deux bases de données JAFFE et NAFED



## Liste des tableaux

**Tableau 1** : les différentes expressions faciales

**Tableau 2** : Répartition des quelques travaux de la reconnaissance des expressions faciales

**Tableau 3** : résultat des différents tests de MLP sur image brute sur JAFFE

**Tableau 4** : résultat des différents tests de MLP avec LBP sur JAFFE

**Tableau 5** : résultat des différents tests de MLP avec ACP sur JAFFE

**Tableau 6** : résultat des différents tests de MLP avec HOG sur JAFFE

**Tableau 7** : résultat des différents tests de MLP avec image brute sur la base de données NADEF

**Tableau 8** : résultat des différents tests de MLP avec ACP sur la base de données NADEF

**Tableau 9** : résultat des différents tests de MLP avec LBP sur NAFED

**Tableau 10** : résultat des différents tests de MLP avec HOG sur NAFED

**Tableau 11** : résultat des différents tests de CNN sur les base JAFFE et NAFED

**Tableau 12** : la matrice de convolution

## Liste d'abréviation

**ACP:** Analyse en Composantes Principales.

**JAFFE:** Japanese Female Facial Expression.

**LBP:** Local Binary Pattern.

**MLP :** perceptron multi couche 'PMC' ou 'MLP' en anglais

**LSF :** Langue des Signes

**HOG :** Histogramme de gradient orienté

**CNN :** Convolutional Neural Network

**NAFED:** Ntu Asian Face Emotion Database

**AAM :** Actifs Apparence Modèles

**LDA :** Linear Discriminant Analysis

**ACI :** l'analyse des composantes indépendantes

**SVM:** Machine Vecteur de Support

**SIFT:** Scale-Invariant Feature Trans form.

**EX:** Execution

**Nbre:** Nombre

## INTRODUCTION GENERAL

De nos jours, beaucoup de technologies biométriques ont été développées, et un bon nombre d'entre elles est utilisé dans une variété d'applications. Parmi ces techniques on retrouve les systèmes de reconnaissance automatique des visages. Cependant, ce système exige que celles-ci soient comparées avec un très grand nombre de visages dans une base de données.

Nous pouvons identifier quelqu'un en regardant son visage, puisque chaque personne a généralement des caractéristiques uniques et distinctives relatives au visage. Par ailleurs, le visage humain est un grand dispositif de communication, parce qu'il peut évoquer diverses expressions faciales selon les émotions internes. Donc, on peut lire l'état émotionnel de quelqu'un à travers son expression faciale, bien que l'étude sur l'expression du visage a une histoire assez longue.

De nos jours et à l'aide de l'ordinateur c'est une tendance récente. Il est connu qu'il y a sept expressions faciales (six expressions de base + un neutre). Les expressions faciales pour les êtres humains à travers les diverses ethnies et cultures sont : le bonheur, la surprise, la tristesse, la peur, la colère et le dégoût.

Notre étude est également basée sur cette hypothèse et traite ces cas. Les êtres humains sont capables de reconnaître les expressions faciales du visage rendu sur l'écran (ou papier) ainsi que du véritable visage. En fait, les chercheurs ont mis au point une série de modèles pour le visage et leurs implémentations pour l'utilisation dans diverses applications d'interaction homme-ordinateur.

Notre approche est caractérisée par deux phases fondamentales :

i) Phase de prétraitement dans laquelle on applique les méthodes : Analyse en composantes principale (ACP), Motifs Binaires Locaux (LBP) et Histogramme de Gradient Orienté (HOG) pour l'extraction des caractéristiques.

ii) Phase de classification ; des mesures métriques sont réalisées et les taux obtenus sont soumis au réseau de neurone de type Perceptron Multi couche (MLP) et à le réseau de neurone convolutionnel (CNN) en vue d'être classés. Finalement une décision est prise.

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de trois chapitres principaux :

**Le chapitre I** donne un aperçu général sur la biométrie et la reconnaissance faciale, et un état de l'art sur la reconnaissance des expressions faciales.

Dans le **chapitre II** nous avons expliqué la fonctionnalité d'un système de reconnaissance

## **I. Introduction :**

Le visage est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux, ce qui peut expliquer qu'il est la partie la plus expressive et communicative d'un être humain, il est exprimé par un ensemble d'expression faciale qui peut être considéré comme modalité essentielle de la communication humaine.

Dans ce chapitre, on va donner un aperçu général sur la biométrie et la reconnaissance faciale, puis l'état de l'art de la reconnaissance des expressions faciales.

## **II. La biométrie :**

### **II.1. Définition :**

La biométrie est utilisée depuis plusieurs années surtout dans le domaine de la sécurité, c'est une technologie qui consiste à identifier des personnes à l'aide d'une ou de plusieurs caractéristiques physiologiques des traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents (empreintes digitales, visage, iris, contour de la main, etc.), ou comportementales l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier propres à chaque individu [1].

### **II.2. Présentation de quelques technologies biométriques :**

La multitude des caractères biométriques de l'être humain a donné naissance à plusieurs systèmes d'authentification, chacun repose sur un caractère morphologique ou comportemental, parmi ces systèmes il y a ceux qui ont prouvé leur fiabilité et leurs performances et d'autres qui sont toujours en cours d'évolution.

#### **II.2.1. Les systèmes comportementaux :**

Ce type de systèmes se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier.

**a- L'écriture (la signature) :** Les systèmes de reconnaissance de l'écriture consistent à analyser les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé.[2]

**b- Dynamique de frappe au clavier :** Un système basé sur cette dynamique ne nécessite aucun équipement particulier, seulement un ordinateur disposant d'un clavier. Il s'agit d'un

au cours des dernières années, la reconnaissance faciale est devenue une technologie fiable et de plus en plus exacte. [2]

### II.2.2. Les systèmes morphologiques :

Ce type de systèmes est basé sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, de la voix, de l'iris et de la forme du visage.

**a- La voix** : la reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe. Un téléphone ou un microphone peut être utilisé comme dispositif d'acquisition ce qui rend cette technologie relativement économique et facilement réalisable, cependant elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit de fond ou la maladie ou l'état émotionnel de la personne. **(figure1 B) [3]**

**b- Les Empreintes digitales** : Il s'agit d'une des premières biométries utilisées dans des machines d'authentification, La formation des empreintes dépend des conditions initiales du développement embryogénique, ce qui les rend uniques à chaque personne et même à chaque doigt. **(figure1 C)[4]**

**c-L 'iris** : L'utilisation de l'iris comme caractéristique biométrique unique de l'homme a donné lieu à une technologie d'identification fiable et extrêmement précise. L'iris est la région, sous forme d'anneau, située entre la pupille et le blanc de l'œil, il est unique. L'iris a une structure extraordinaire et offre de nombreuses caractéristiques de texture qui sont uniques pour chaque individu. Les algorithmes utilisés dans la reconnaissance de l'iris sont si précis que la planète toute entière pourrait être inscrite dans une base de données de l'iris avec peu d'erreurs d'identification . **(figure1 D)[5]**

**d-Le visage** : Il s'agit de capturer la forme du visage d'un individu et d'en extraire certaines informations jugées évidentes pour l'authentification. Les données biométriques qui sont obtenues sont par la suite comparées au fichier référence. Au début des années 1970, la reconnaissance par le visage était principalement basée sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme, etc. Depuis les années 1990, les différentes technologies utilisées exploitent toutes les découvertes effectuées dans le domaine du traitement d'image et de l'analyse de données. **(figure1 A)[6]**.

Parmi toutes les technologies biométriques, la reconnaissance faciale est celle qui imite le plus la façon dont les gens s'y prennent pour identifier les autres, c'est-à-dire en examinant leur visage. Il est extrêmement difficile et coûteux de doter une machine de cette aptitude qui ne nécessite aucun effort de la part de humains. Cela dit, grâce à une convergence de facteurs au cours des dernières années, la reconnaissance faciale est devenue une technologie fiable et de plus en plus exacte.

### **III.1.a reconnaissance faciale :**

La reconnaissance faciale est une tâche que les humains effectuent naturellement et sans effort dans leur vie quotidienne. Cette tâche consiste à identifier un individu à partir de la géométrie de son visage. Pour que la technologie soit efficace, il faut disposer d'une image numérique de qualité du visage de l'individu en question, d'une base de données d'images numériques d'individus identifiés et d'un logiciel de reconnaissance faciale capable d'établir une correspondance exacte entre l'image d'un individu et une image d'un individu identifié qui est enregistrée dans la base de données.

### **III .1. Les méthodes de reconnaissance faciale :**

**A-Méthodes globales :** Le principe de ces approches est d'utiliser toute la surface du visage comme source d'information sans tenir compte des caractéristiques locales comme les yeux, la bouche, etc... L'une des méthodes la plus largement utilisée pour la représentation du visage dans son ensemble est l'ACP. Les algorithmes globaux s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire. Ils sont relativement rapides à mettre en œuvre, mais sont sensibles aux variations d'illumination, de pose et d'expression faciale.

**B-Méthodes locales :** On les appelle aussi les méthodes à traits, géométriques, à caractéristiques locales, ou analytiques. Ce type consiste à appliquer des transformations en des endroits spécifiques de l'image, Précisément, ces méthodes extraient les caractéristiques locales de visage comme les yeux, le nez et la bouche, puis utilisent leur géométrie et/ou l'apparence comme donnée d'entrée du classificateur.

**C-Méthodes hybrides :** Un système de reconnaissance utilise les caractéristiques locales et la région globale du visage pour le reconnaître comme le fait le système de perception humaine. Ces méthodes peuvent potentiellement offrir un meilleur taux de reconnaissance que les deux types de méthodes précédente.

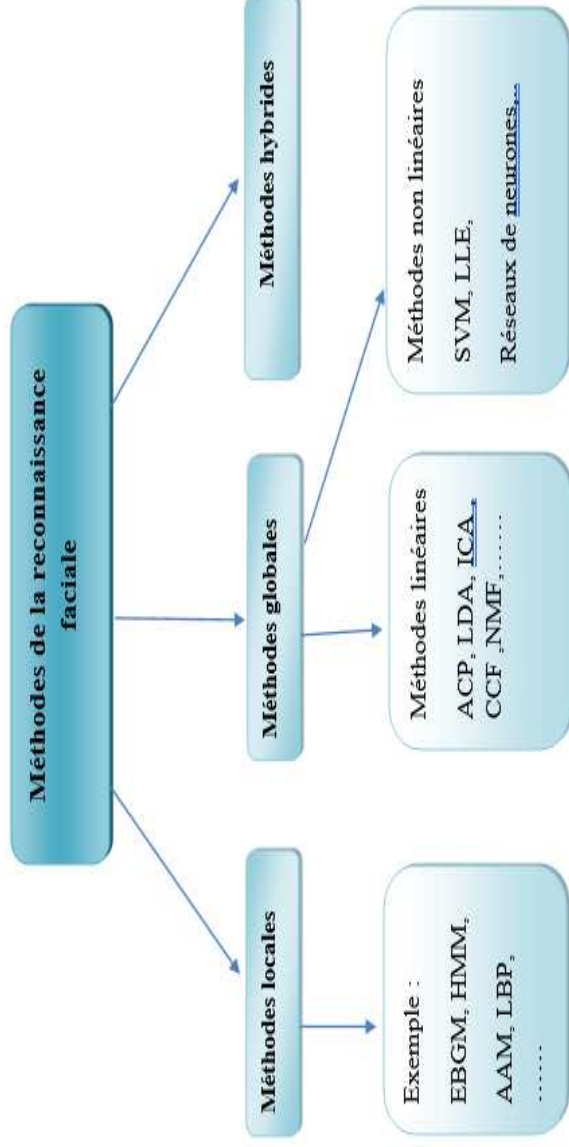
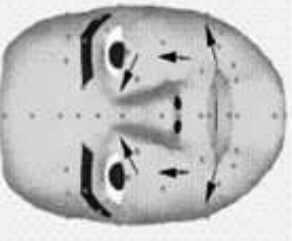

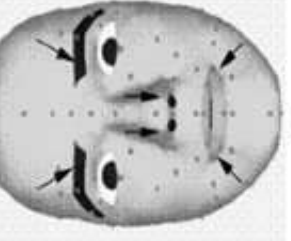

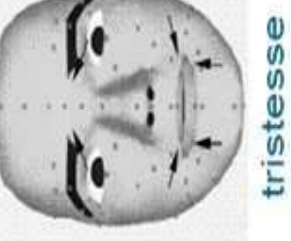

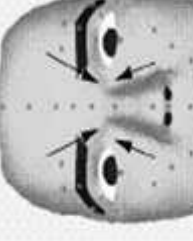



Figure2 : les différentes approches d'un système de reconnaissance des formes

#### IV. La reconnaissance des expressions faciales :

L'expression faciale est une mimique faciale chargée de sens. Le sens peut être l'expression d'une émotion, un indice sémantique ou une intonation dans la Langue des Signes. L'interprétation d'un ensemble de mouvements musculaires en expression est dépendante du contexte d'application. Dans le cas d'une application en interaction Homme-Machine où l'on désire connaître une indication sur l'état émotionnel d'un individu, on cherchera à classifier les mesures en termes d'émotions. [8]

Le tableau suivant explique les 7 expressions faciales (6 expression de la base+ 1 neutre) : joie, colère, tristesse, dégoût, peur et surprise :

L'expression faciale	Les déformations survenues sur le visage
 <p style="text-align: center;"><b>joie</b></p> 	<p>Les yeux sont légèrement plissés, c'est-à-dire que la paupière inférieure couvre en partie l'œil.</p> <p>La bouche est ouverte, c'est un mouvement horizontal. Les lèvres sont donc étirées, toujours dans un mouvement latéral</p> <p>La personne peut montrer les dents si elle le désire, donc on parle d'un mouvement vertical de la bouche</p>
 <p style="text-align: center;"><b>colère</b></p> 	<p>La paupière recouvre une partie de l'œil donc les yeux seront presque fermés.</p> <p>Quant à la bouche, elle reste fermée mais assez serrée, sinon, elle s'ouvre verticalement</p> <p>Les sourcils ont tendance à se rejoindre, ils sont froncés, plissés. De plus, leur partie intérieure est abaissée légèrement</p>
 <p style="text-align: center;"><b>tristesse</b></p> 	<p>Les coins intérieurs des sourcils sont légèrement élevés pour donner cette forme / \ ou encore.</p> <p>Les paupières recouvrent une partie du champ de vision</p> <p>La bouche est serrée mais elle descend légèrement, les coins seront étirés vers le bas.</p>
 	<p>Les coins intérieurs des sourcils sont légèrement abaissés.</p> <p>La bouche est fermée mais on peut remarquer que la lèvre supérieure remonte</p>

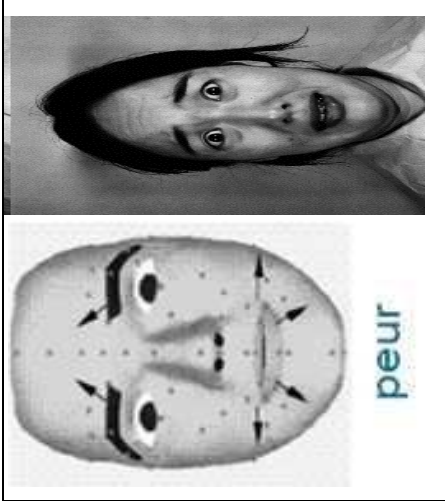

	<p>Les yeux sont grands ouverts, écarquillés.</p> <p>Ce mouvement des yeux a pour effet le redressement des sourcils.</p> <p>La bouche est ouverte mais cela reste néanmoins un mouvement horizontal. Les lèvres sont donc étirées, toujours dans un mouvement latéral</p> <p>La paupière est entièrement levée. La pupille est visible dans sa totalité. Le champ de vision est au maximum. La personne semble fixer quelque chose comme si elle ne pouvait s'en détacher.</p>
	<p>Les yeux sont grands ouverts.</p> <p>La bouche est ouverte verticalement.</p> <p>Les sourcils sont soulevés</p>

Tableau1 : les différentes expressions faciales

IV.1.1.les différents travaux de la reconnaissance des expressions faciales :

Nom de chercheur	Méthodes de prétraitement	Méthodes de classification	Année	La base de données	Taux
Catherine Soladid	ACP+CIA	AAM	2013	/	43%
Abdat Faiza	Descripteur de HAAR	SVM	2010	FEDTM + Coohn Kenodo	95%

Stefan Duffner	/	CNN	2007	AR	96%
Stefan Duffner	/	CNN	2007	BIOID	87%
jean.martinet	/	MLP	2011	JAFF	70%

**Tableau 2.** Répartition des quelques travaux de la reconnaissance des expressions faciales

#### IV.2.les domaines d'application de l'expression faciale

L'expression faciale est utilisée dans plusieurs domaines tel que :

**Marketing et vente :** Dans le domaine de la vente en face à face, les expressions faciales sont interprétées depuis toujours de façon plus ou moins consciente par les vendeurs pour analyser les réactions de leur interlocuteur. Elles constituent un élément du comportement non verbal.

Depuis moins longtemps et sur un plan plus marketing que commercial, les expressions faciales peuvent également être utilisées pour mesurer l'attention publicitaire et les réactions des individus exposés à un message. L'analyse ou la mesure de l'expression faciale peut notamment être utilisée pour détecter et analyser les émotions ressenties lors de l'exposition à une publicité.

Un exemple original d'utilisation de la reconnaissance de l'expression faciale pour établir le prix à payer d'un spectacle comique. [8]

**Les langues des signes :** Les personnes sourdes utilisent l'expression du visage pour communiquer et s'exprimer, de même que les entendant utilisent leur voix pour exprimer un sentiment comme la colère, la joie, la tristesse, etc.

La Langue des Signes (LSF) est une langue visuelle. C'est pourquoi les personnes sourdes s'expriment tout particulièrement avec le visage, les mains et le corps. Les expressions du visage ainsi que les mouvements du corps sont très importantes et font parties intégrantes de la LSF. Les mimiques du visage, des yeux, des sourcils, de la bouche ou même des joues

Par exemple, pour dire « jamais » ou « jusqu'à » on aura la même configuration de la main (le signe du « j ») mais le sens sera différent selon la direction de la main, le mouvement, l'expression du visage, le contexte...

Le signe « pluie » est le même mot qu'elle soit sous forme de bruine ou de pluie averse. C'est l'expression du visage qui montrera les nuances. Le visage pourra être calme, agressif, ou encore avec des joues gonflées pour signifier une grosse pluie.

**La psychologie :** Dans le domaine de la psychologie, nous reconnaissons les expressions faciales de plus en plus comme étant un moyen d'aide à multiple maladies tels que les autistes et les sourdes, les expressions de visage améliore chez ceux deux derniers la réalisation de ce qu'on nomme réalisation des changements de visage à fin de pouvoir distinguer entre les personnes en colère, ravie, .....

**La science comportementale :** L'étude des mimiques et des expressions faciales sont du domaine de l'analyse comportementale dans la mesure où celles-ci touchent ce que l'on appelle la "signature corporelle" d'un individu au niveau de ses expressions faciales habituelles. [9]

## V. Conclusion :

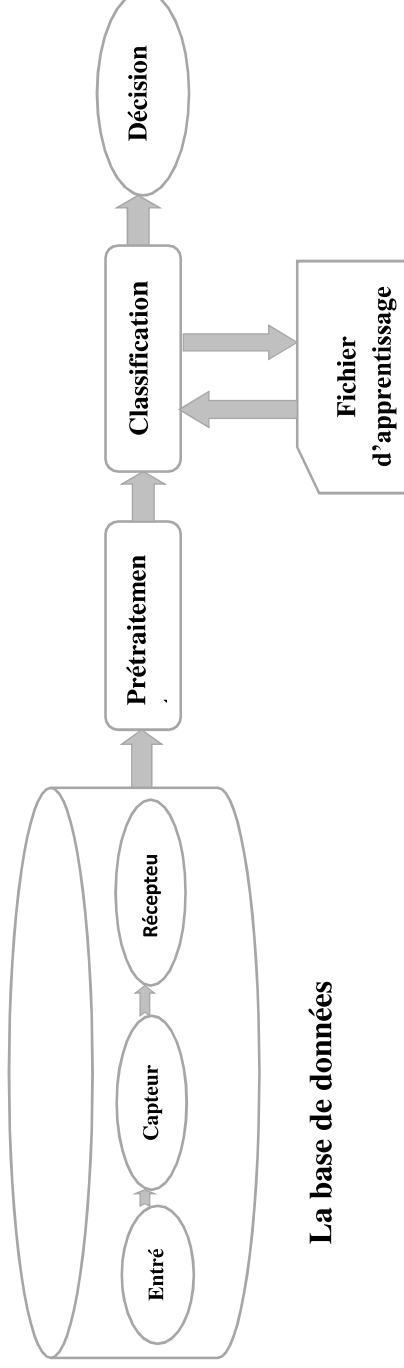
Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification des personnes, Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance faciale est la technique la plus commune et populaire. Ensuite, nous avons mis en évidence les différentes méthodes de la reconnaissance faciale. Enfin, nous avons aussi donné la description de chaque expression faciale, quelques domaines d'applications et quelques travaux de reconnaissance des expressions faciales. Dans chapitre suivant nous entamons en détaille le domaine de reconnaissance des expressions faciales.

## I. Introduction :

Reconnaître les expressions qui expriment le visage joue un rôle central dans toutes nos interactions sociales. Et pour cela il existe divers techniques aidant à construire le système de la reconnaissance des expressions faciales. L'état de l'art présenté dans le chapitre I nous a guidés dans notre choix des techniques utilisées dans la conception de notre système de reconnaissance des expressions faciales. On va les détailler dans ce chapitre.

## II. Architecture d'un système de reconnaissance des formes :

Un système de reconnaissance des formes est un système d'identification et de vérification d'individus, qui permet de vérifier si une personne appartient à la base de données du système, et de l'identifier si c'est le cas [10]. On peut représenter les systèmes de reconnaissance par le schéma suivant :



La base de données

Figure3 : le schéma général de reconnaissance des formes

### II.1. La base de données :

Est une base contient plusieurs images des personnes et qui représente leurs expressions faciales, parmi les bases de la reconnaissance des expressions faciales la base la plus utilisable : la base JAFFE et la base NAFED

### II.2. Le prétraitement (extraction des données) :

Le but de cette étape est d'éliminer le plus possible les informations non pertinentes dues au

Pour réduire le nombre de facteurs (composantes), l'ACP détermine des sous espaces

Vectoriels de dimension plus réduite que le nombre de facteurs, dans lesquels la répartition de l'observation (points) est préservée au mieux. Le critère retenu sur la répartition est l'inertie totale du nuage des points. L'ACP se présente. Donc comme une méthode de projection linéaire qui maximise l'inertie du nuage des points. [11]

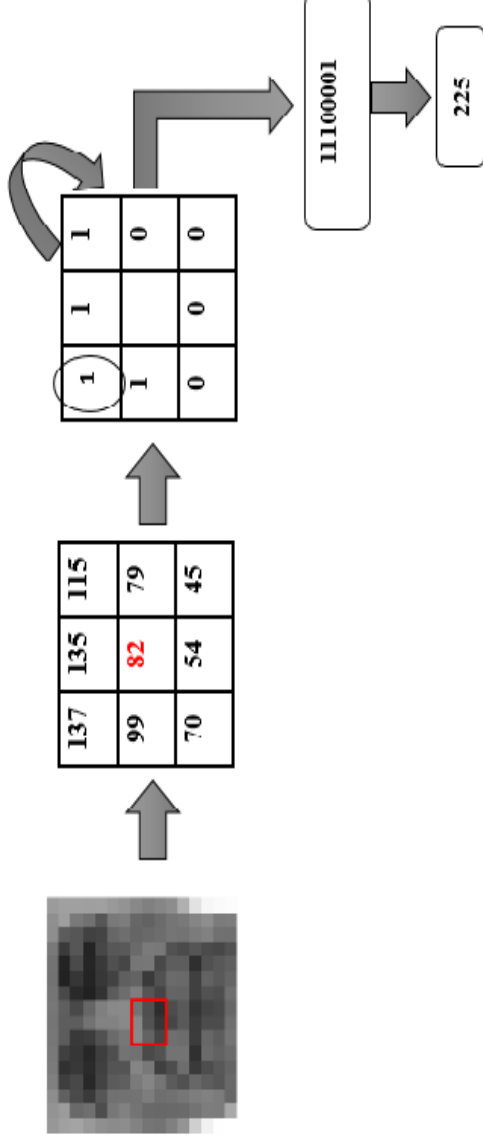
Après avoir calculé l'ensemble des vecteurs caractéristiques (Matrice de visages réduite), on utilise un réseau de neurones multicouches pour la phase de classification. Après le passage des vecteurs caractéristiques plusieurs fois dans le réseau (processus d'apprentissage), les paramètres (les poids ,.....) ainsi obtenus sont sauvegardés. L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de rétro propagation du gradient.

### L'algorithme d'ACP

- 
1. Centrer le tableau ( $X_{<n,p>}$ ) :  $X' = X - g$  et  $g = \frac{\sum_{i=1}^n p_i x_i}{\sum_{i=1}^n p_i}$  tableau de type individu/variable <n,p>
  2. Calculer la matrice variance covariance  $V = \frac{1}{N} X^t X$
  3. Déterminer la métrique  $M = \begin{cases} I \\ \frac{1}{\sigma^2} \end{cases}$
  4. Recherche des axes principaux  $U_k$  de la matrice (VM)
    - Calculer les valeurs propres :  $\text{Dét}(VM - \lambda I) = 0$
    - Trier les valeurs propres par ordre décroissant :  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$
  5. Calculer la qualité de représentation :  $Q_j = \frac{\sum_{i=1}^j \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \geq 80\%$
  6. Calculer les vecteurs propres  $U_k$  de la matrice (VM) en utilisant la formule :  $VMU_k = \lambda_k U_k$
  7. Calculer les composantes principales :  $C_k^i = \langle X_i, U_k \rangle_M = X_i^t M U_k$  et  $C_k = X M U_k$
  8. Représenter graphiquement les individus dans l'espace réduit en utilisant les composantes principales.
-

### Descripteur de texture

Le LBP est apparu à l'origine comme un descripteur de texture générique. L'opérateur attribue une étiquette à chaque pixel d'une image en laissant un voisinage 3x3 avec la valeur centrale du pixel et en considérant le résultat comme un nombre binaire. Dans différentes publications, les valeurs circulaires 0 et 1 résultantes sont lues dans le sens des aiguilles d'une montre ou dans le sens inverse des aiguilles d'une montre. Dans cette recherche, le résultat binaire sera obtenu en lisant les valeurs dans le sens des aiguilles d'une montre, en partant du voisin supérieur gauche, comme on peut le voir dans la figure suivante.



**Figure 4 :** Etiquette binaire LBP : l'étiquette binaire est lue dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du voisin supérieur gauche

La valeur du pixel central LBP est définie par la formule suivante :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 s(p_n - p_c) * 2^n \quad \text{II.2.2.1}$$

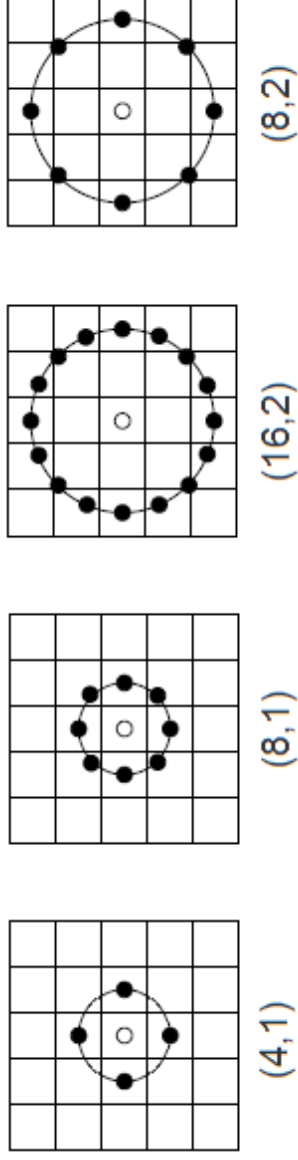
Ou :

$p_c$  : Valeur niveau de gris du pixel central  $(x_c, y_c)$

$p_n$  : Valeur niveau de gris des 8 pixels voisins

$s(k)$  : Fonction définie par :

$$S(k) = \begin{cases} 0 & \text{si } k < 0 \\ 1 & \text{si } k \geq 0 \end{cases}$$



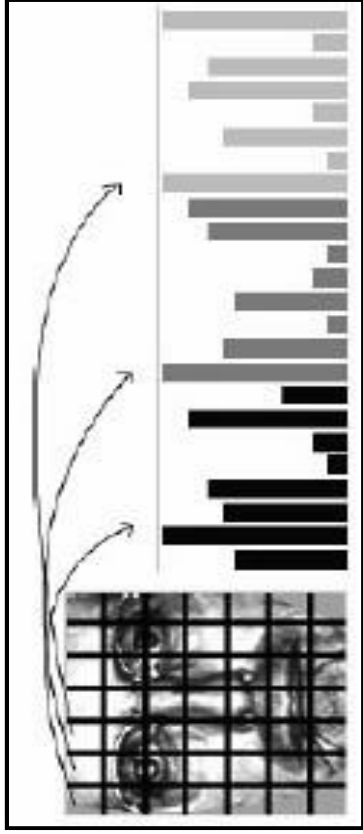
**Figure 5** : LBP différents exemples de points d'échantillonnage et de rayon

Dans (4,1) cas LBP, la raison pour laquelle les quatre points sélectionnés correspondent à ceux verticaux et horizontaux, c'est que les faces contiennent des arêtes plus horizontales et plus verticales que les diagonales. [12]

Lors du calcul des opérations de pixels prenant en compte les quartiers  $N \times N$  à la limite d'une image, une partie du masque  $N \times N$  est hors du bord de l'image. Dans de telles situations, différentes techniques de rembourrage sont généralement utilisées telles que le rembourrage à zéro, la répétition des éléments de bordure ou l'application d'une réflexion miroir pour définir les cartes d'image. Néanmoins, dans le cas de l'opérateur LBP, la limite critique, définie par le rayon  $R$  de l'opération circulaire, n'est pas résolue en utilisant une technique de rembourrage, au lieu de cela, l'opération démarre au pixel d'image  $(R, R)$ . L'avantage est que l'histogramme final des étiquettes LBP ne sera pas influencé par les bordures, bien que la taille d'image des étiquettes LBP résultante soit réduite en pixels  $(\text{Largeur}-R) \times (\text{Hauteur}-R)$ .

- **Réalisation d'histogramme**

Une fois le code LBP calculé pour tous les pixels de l'image, on calcule l'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale. En réalité, afin d'incorporer plus informations spatiales au vecteur représentant le visage, on divise tout d'abord l'image codée par l'opérateur LBP en petites régions et l'histogramme est construit pour chaque région. Finalement, on concatène tous les histogrammes des régions afin de former un grand histogramme représentant l'image des caractéristiques faciales (voir Figure.6). [13] L'efficacité du code LBP comme indice facial s'explique par le fait que le LBP permet de caractériser les détails d'un visage. Quand seules les LBP's uniformes sont utilisés, toutes les codes LBP's non uniformes sont étiquetés avec une étiquette unique alors que



**Figure 6 :** Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP

Etant donné deux histogrammes de *LBP*  $H^1$ ,  $H^2$  de deux visages, l'étape suivante est d'utiliser une métrique pour calculer la similarité entre ces deux histogrammes. En testant les trois métriques  $X^2$ , Histogram intersection et Log-likelihood statistic, Ahonen et al. ont observé que la première métrique permet d'obtenir les meilleurs résultats :

$$X2(H^1, H^2) = \sum \left( \frac{(H_i^1 - H_i^2)^2}{H_i^1 + H_i^2} \right)$$

II.2.2.2

### II.1.3. Descripteur HOG (Histogramme de gradient orienté)

Le descripteur HoG est introduit par Dalal et Triggs. L'idée essentielle derrière l'histogramme de gradient orienté c'est que l'apparence locale et la forme d'objet dans une image peut être décrite par la distribution d'intensité des gradients ou de direction des contours. La mise en œuvre de ce descripteur peut être obtenue en divisant l'image en petites régions connectées, appelées cellules, et pour chaque cellule on calcule un histogramme des directions de gradient ou des orientations de contour pour les pixels dans la cellule. La combinaison de ces histogrammes représente alors le descripteur. [14]

Le descripteur HoG maintient quelques avantages clés par rapport aux autres méthodes

**Gradient d'une image :**

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré.

Le calcul du gradient est une étape critique dans la formation de descripteurs. La justesse des orientations calculées, et des histogrammes, dépend de cette étape et les résultats sont donc étroitement liés à la méthode employée pour calculer le gradient dans l'image.

Calcul rapide du gradient peut être fait par des filtres de dérivation simple :

Guassien, Médian...etc.

Le gradient d'une image se calcule comme suit :

$$\mathbf{G}(x, y) = \sqrt{\left(\mathbf{G}_y(x, y)\right)^2 + \left(\mathbf{G}_x(x, y)\right)^2} \quad \text{II.1.3.1}$$

Et la direction du gradient est donnée par :

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{\mathbf{G}_y(x, y)}{\mathbf{G}_x(x, y)}\right) \quad \text{II.1.3.2}$$

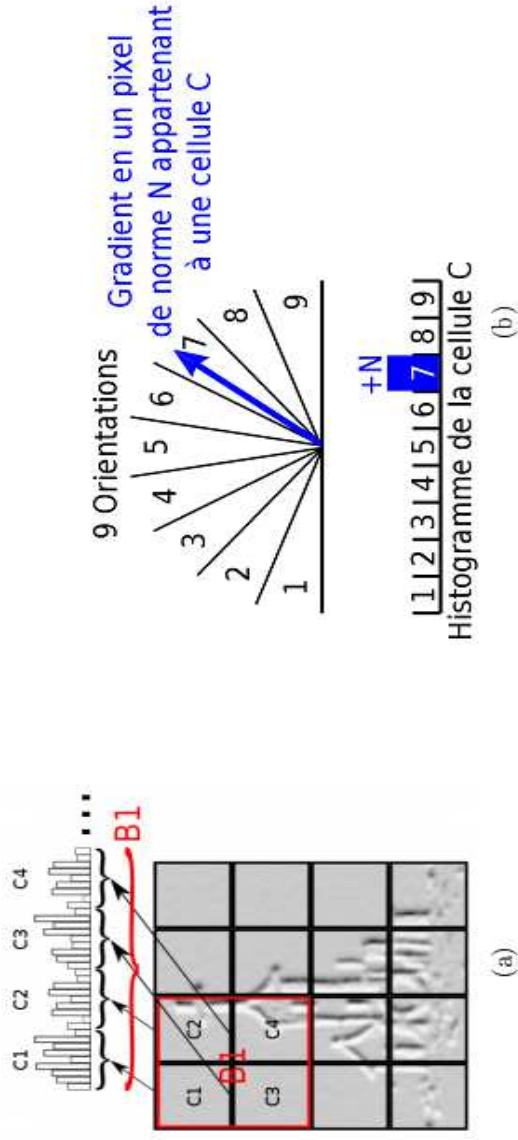
$\mathbf{G}_y(x, y)$  et  $\mathbf{G}_x(x, y)$  sont les gradients dans la direction horizontale et verticale, au pixel  $(x, y)$ .

**c. Calcul histogramme d'orientation de gradient**

Un histogramme est un tableau de nombres dans lequel chaque élément correspond à la fréquence d'apparition d'un intervalle de valeurs pour un ensemble donné. Dans le cadre d'une image, par exemple, chaque case de l'histogramme peut représenter les pixels de la même couleur.

L'image est découpée en plusieurs cellules de petite taille (Figure 7(a)), et pour chaque cellule un histogramme est calculé. Chaque pixel d'une cellule vote pour une orientation entre 0 et 180 dans le cas non signé (Figure 7(b)), ou entre 0 et 360 dans le cas signé.

L'étape suivante est la normalisation des descripteurs, an d'éviter les disparités dues aux



**Figure 7** : Formation du HoG d'une image : (a) découpage en cellules et formation de l'histogramme par bloc, (b) vote d'un pixel selon l'orientation de ses gradients.

Le vecteur de HOG pour chaque cellule est normalisé en utilisant des vecteurs dans leurs blocs respectifs. En utilisant la méthode norme L2 pour le bloc de normalisation, le facteur de normalisation est calculé en utilisant l'équation.

$$V_n = \frac{v}{\sqrt{(\|V\|_2^2 + e^2)}} \quad \text{II.1.3.3}$$

Où :

$V$  : est le vecteur non normalisé contenant tous les histogrammes d'un bloc donné

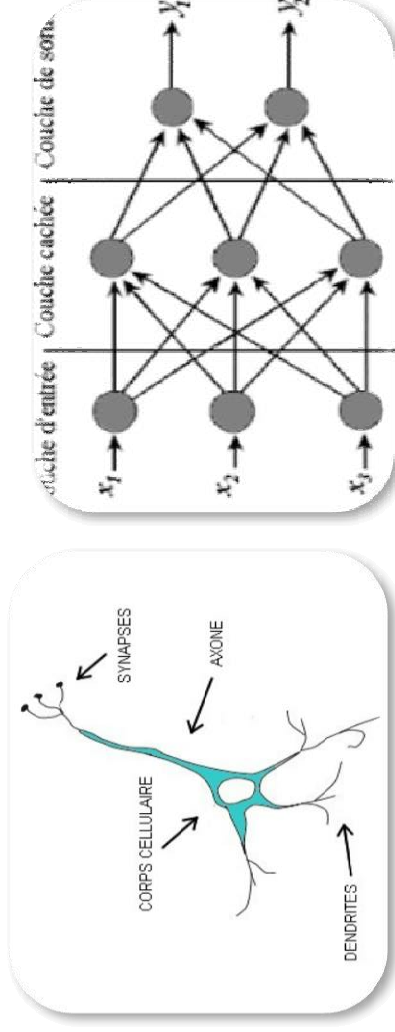
$\|V\|_2^2$  : est la norme L2 du vecteur ( $v$ ) du descripteur.

$e$  : est une petite constante.

### II.3. La classification :

Elle est l'étape qui suit l'extraction des caractéristiques. Elle consiste à modéliser les

informations sont en général présentées comme allant de gauche à droite. Chaque neurone collecte les informations venant des neurones précédents et en déduit une information à transmettre aux neurones suivants. Chaque neurone donne plus ou moins d'importance à certaines des informations qu'il reçoit. L'apprentissage consiste à trouver les ajustements pour qu'il accorde la bonne importance à la bonne information. Pour cela, à chaque prévision faite par le réseau au moment de son apprentissage on lui présente la réponse qu'il aurait dû sortir. Il analyse les écarts pour s'adapter [15]. Cet apprentissage supervisé a pour inconvénient que l'on ne saura pas comment fait le réseau pour travailler. Par contre, une fois l'apprentissage fait, en utilisation le réseau ne fait que des opérations mathématiques, ce qui permet de faire un travail à une rapidité permettant des applications en temps réel.



**Figure 8** : les types de neurones (A : neurone biologique, B : neurone formel)

### Apprentissage des réseaux de neurones :

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. On distingue trois grandes classes d'algorithmes d'apprentissage : apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé, et apprentissage par renforcement.

### Apprentissage supervisé :

Dans ce cas on fournit au réseau la donnée à traiter mais aussi la sortie attendue. Les résultats corrects (c'est-à-dire les valeurs que l'on désire que le réseau obtienne en sortie) sont fournis au réseau, si bien que celui-ci peut ajuster ses poids de connexions pour les obtenir (la modification des paramètres internes afin de minimiser l'erreur constatée). Après

### **Apprentissage par renforcement :**

L'apprentissage est de type par renforcement lorsque le réseau de neurone interagit avec l'environnement. L'environnement donne récompense pour une réponse satisfaisante du réseau et assigne une pénalité dans le cas contraire. Le réseau doit ainsi, découvrir les réponses qui lui donnent un maximum de récompenses.

Nous basons sur la méthode d'évaluation pour classification supervisée.

### **Les différents types de réseaux de neurones :**

La façon d'interconnecter les unités d'un réseau va nous permettre d'obtenir différents types.

Les types les plus importantes sont : Le perceptron, le perceptron multicouche, les réseaux de neurones à fonctions radiales de base et les réseaux de neurones compétitifs ou cartes auto organisatrices et Les réseaux récurrent et enfin les réseaux de neurones de convolution.

### **II.3.2. Perceptron multicouche MLP :**

Les réseaux multicouches sont actuellement les plus employés. Plusieurs couches de traitement leur permettent de réaliser des associations non linéaires entre l'entrée et la sortie. Le perceptron à niveaux multiples (perceptron multi couche 'PMC' ou 'MLP' en anglais) est une extension du perceptron qui a une ou plusieurs sous-couches cachées entre ses couches d'entrée et de sortie. Chaque couche contient un ou plusieurs neurones. Cela dépend du nombre de données qu'on désire faire apprendre au réseau, et du nombre de sortie qu'on désire avoir. Il n'existe pas une méthode bien précise pour déterminer le nombre de neurones dans la couche cachée, car il dépend de la complexité du problème. [16]

Chaque neurone de chaque couche possède une liaison avec tous les neurones de la couche suivant. Ce qui diffère par rapport au perceptron, c'est la fonction d'activation d'un neurone. Dans le perceptron, un seuil détermine l'état de la sortie, alors que pour un neurone d'un réseau multicouche, on utilise une fonction continue et dérivable, le plus souvent la fonction sigmoïde dont l'équation est :

$F(net) = 1 / (1 + e^{-net})$  Où  $net$  représente la valeur d'activation d'une cellule.

Cette fonction, de par sa forme, permet d'avoir en entrée et en sortie des valeurs continues comprises entre 0 et 1.

### **L'apprentissage de Perceptron multicouche :**

---

Pour appliquer cet algorithme on passe par les étapes suivantes :

**Etape 1 : (aller)**

1. Présenter un exemple au réseau : On présente un exemple  $x_p$  en entrée et la valeur désirée en sortie.
2. Initialiser les poids : On attribue à chaque poids une valeur aléatoire.
3. Propager les signaux d'activation des entrées vers les sorties : On calcule les sorties de la première couche qui deviennent les entrées de la couche suivante, puis on fait de même jusqu'à la dernière couche.

-calculer  $net_{pj} = \sum_k w_{kj} O_{pk} - \theta_j$  ;      **net : les poids et les biais**

-calculer  $O_{pj} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pj})}$  ;      **la fonction d'activation.**

- calculer  $net_{pi} = \sum_j w_{ji} O_{pj} - \theta_i$  ;

- calculer  $O_{pi} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pi})}$

-calculer l'erreur  $E = 1/2 \sum (d_i - O_i)^2$

4. Comparer avec les sorties désirées et rétro propager l'erreur des couches de sortie.

**Etape 2 : (Le retour)**

5. Modifier les biais en calculant  $\Delta \theta_i = -\eta \delta_i$     ( $\eta = 1$ ) (pour simplifier le calcul)

- calculer le nouveau biais  $\theta_i = \theta_i + \Delta \theta_i$

6. Modifier les poids à l'aide de la formule suivante :

-calculer  $\Delta w_{ji} = \eta \delta_i O_j$  Où  $\delta_i = (d_i - O_i) O_i (1 - O_i)$

En Suite on calcule le nouveau poids :  $w_{ji}^1 = w_{ji}^0 + \Delta w_{ji}$

- calculer  $\Delta w_{kj} = \eta \delta_j O_k$  pour les poids entre la couche d'entrée et de cachée

$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_i (\delta_i w_{ji})$       \* calculer :  $w_{kj}^1 = w_{kj}^0 + \Delta w_{kj}$

7. Modifier les biais du couche cachée en calculant  $\Delta \theta_j = -\eta \delta_j$     ( $\eta = 1$ )

- calculer le nouveau biais  $\theta_j^1 = \theta_j^0 + \Delta \theta_j$

8. Recommencer
- 

C'est un algorithme supervisé dont l'objectif est d'ajuster les poids du réseau MLP de façon à minimiser une fonction de coût différentiable, telle que l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée.

Nous allons montrer un exemple simple de la méthode de rétro-propagation.

Soit le réseau de neurones :

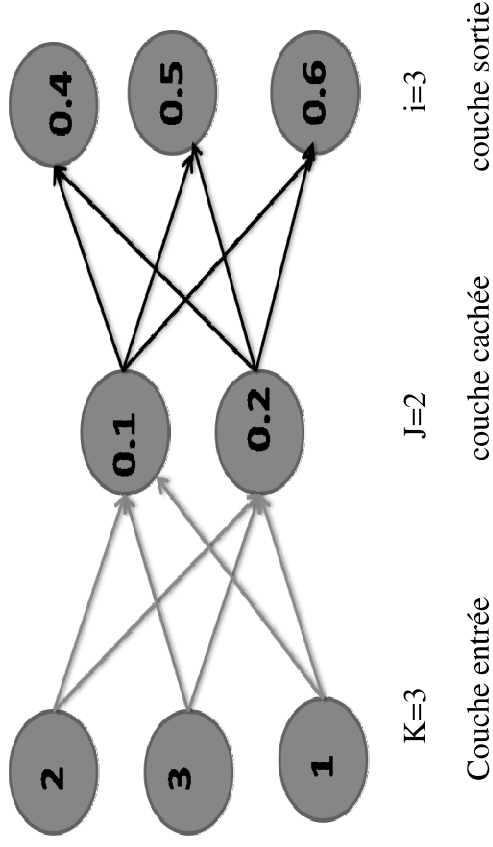


Figure 9: un exemple d'un réseau de neurones

Etape1 : Aller

$$\begin{array}{ccc}
 \text{Vecteur d'entrée} & & \text{Vecteur caché} & & \text{Vecteur sortie} \\
 \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix} & \begin{matrix} w_{kj} \\ \begin{pmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.1 & 0.4 \end{pmatrix} \end{matrix} & \begin{matrix} w_{ji} \\ \begin{pmatrix} 0.1 \\ 0.2 \end{pmatrix} \end{matrix} & & \begin{matrix} \begin{pmatrix} 0.2 & 0.4 \\ 0.1 & 0.3 \\ 0.2 & 0.1 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0.4 \\ 0.5 \\ 0.6 \end{pmatrix} \end{matrix}
 \end{array}$$

Les poids entre la couche entrée et couche cachée  $w_{kj}$  (données) :

Les poids entre la couche cachée et la couche sortie  $w_{ji}$  :

- calculer  $net_{ji} = \sum_k w_{kj} \cdot o_{kj} - \theta_{ji}$  :

$$net_2 = 0.1 \times 0.645656 + 0.3 \times 0.710950 - 0.1 = 0.177851$$

$$net_3 = 0.2 \times 0.645656 + 0.1 \times 0.710950 - 0.1 = 0.100226$$

$$O_{pi} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pi})} \quad \text{On supprime p, on obtient } O_i$$

$$O_1 = 0.553176 ; O_2 = 0.544346 ; O_3 = 0.525036$$

-calculer  $E_p$  : On supprime p, on obtient E.  $E = 1/2 \sum (d_i - O_i)^2$

$$E = 1/2 [(0.4 - 0.553176)^2 + (0.5 - 0.544346)^2 + (0.6 - 0.525036)^2] = 0.015525$$

**Etape2 : Le retour**

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_i O_j \quad \eta = 1 \quad (\text{pour simplifier le calcul}) \quad \delta_i = (d_i - O_i) O_i (1 - O_i)$$

$$\delta_1 = (0.4 - 0.553176) 0.553176 (1 - 0.553176) = -0.037861 ;$$

$$\delta_2 = (0.5 - 0.544346) 0.544346 (1 - 0.544346) = -0.010999 ;$$

$$\delta_3 = (0.6 - 0.525036) 0.525036 (1 - 0.525036) = 0.018694 ;$$

D'où  $\Delta w_{ji}$ :

$$\Delta w_{11} = 0.645656 (-0.037861) = -0.024445 ; \quad \Delta w_{21} = 0.710950 (-0.037861) = -0.026917 ;$$

$$\Delta w_{12} = 0.645656 (-0.010999) = -0.007102 ; \quad \Delta w_{22} = 0.710950 (-0.010999) = -0.007820 ;$$

$$\Delta w_{13} = 0.645656 (0.018694) = 0.012070 ; \quad \Delta w_{23} = 0.710950 ((0.018694) = 0.013290 ;$$

-calculer  $w_{ji}^1 = w_{ji}^0 + \Delta w_{ji}$

$$w_{11} = 0.2 - 0.024445 = 0.175555 ;$$

$$w_{21} = 0.4 - 0.026917 = 0.373083 ;$$

$$w_{12} = 0.1 - 0.007102 = 0.092898 ;$$

$$w_{22} = 0.3 - 0.007820 = 0.29218 ;$$

$$w_{31} = 0.2 + 0.012070 = 0.21207 ;$$

$$w_{32} = 0.1 + 0.013290 = 0.11329 ;$$

$$\delta_1 = -0.000809; \quad \delta_2 = -0.003119;$$

$$\Delta w_{11} = -0.001618; \quad \Delta w_{21} = -0.002427; \quad \Delta w_{31} = -0.000809;$$

$$\Delta w_{12} = -0.006238; \quad \Delta w_{22} = -0.009357; \quad \Delta w_{32} = -0.003119;$$

- calculer  $w_{kj}^1 = w_{kj}^0 + \Delta w_{kj}$ ;

$$w_{11} = 0.098382; \quad w_{21} = 0.097573;$$

$$w_{12} = 0.193762; \quad w_{22} = 0.090643;$$

$$w_{31} = 0.199191; \quad w_{32} = 0.396881;$$

- calculer  $\Delta \theta_j = -\eta \delta_j$  on obtient les résultats suivants :

$$\Delta \theta_1 = 0.000809; \quad \Delta \theta_2 = 0.003119;$$

- calculer  $\theta_j^1 = \theta_j^0 + \Delta \theta_j$

$$\theta_1^1 = 0.100809; \quad \theta_2^1 = 0.203119;$$

**On commence ici la 2ème boucle de calcul :**

- calculer  $net_j^1 = \sum_k w_{kj}^1 O_k - \theta_j$ ;

$$net_1^1 = 0.587865; \quad net_2^1 = 0.853215;$$

- calculer  $O_j^1 = \frac{1}{1 + \exp(-net_j^1)}$

$$O_1^1 = \frac{1}{1 + \exp(-0.587865)} = 0.642875; \quad O_2^1 = \frac{1}{1 + \exp(-0.853215)} = 0.701241;$$

- calculer  $net_i^1 = \sum_j w_{ji}^1 O_j^1 - \theta_i^1$ ;

$$net_1^1 = 0.138354; \quad net_2^1 = 0.148877; \quad net_3^1 = 0.142520;$$

- calculer  $O_i^1 = \frac{1}{1 + \exp(-net_i^1)}$

### II.3.3. Les réseaux de neurones de convolution :

Les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) est un type de réseau neuronal nourricier. Dans les années 1960, lorsque Hubel et Wiesel ont recherché les neurones utilisés pour les sélections sélectives sensibles locales dans le système visuel du chat, ils ont constaté que la structure de réseau spéciale peut réduire efficacement la complexité des réseaux neuronaux de rétroaction et ensuite le Réseau de neurones Convolution proposé. CNN est un algorithme de reconnaissance efficace qui est largement utilisé dans la reconnaissance de formes et le traitement d'image. Il existe beaucoup de structure simple, moins de paramètres de formation et d'adaptabilité. Il est devenu un sujet chaud d'analyse de facture et de reconnaissance d'image. Sa structure de réseau partagée par poids la rend plus similaire aux réseaux de neurones biologiques. Cela réduit la complexité du modèle de réseau et le nombre de poids. [20]

Généralement, la structure de CNN comprend deux couches, une couche d'extraction de fonctionnalité, l'entrée de chaque neurone est connectée aux champs réceptifs locaux de la couche précédente et extrait la caractéristique locale. Une fois que les caractéristiques locales sont extraites, la relation de position entre elle et d'autres fonctionnalités sera également déterminée. L'autre est une couche de carte de caractéristique, chaque couche de calcul du réseau est composée d'une pluralité de cartes de caractéristiques. Chaque carte de caractéristique est un plan, le poids des neurones dans le plan est égal. La structure de la carte des caractéristiques utilise la fonction sigmoïde comme fonction d'activation du réseau de convolution, ce qui fait que la carte des caractéristiques comporte une invariance par décalage. En outre, comme les neurones du même plan de cartographie partagent le poids, le nombre de paramètres libres du réseau est réduit. Chaque couche de convolution dans le réseau neuronal de convolution est suivie d'une couche informatique utilisée pour calculer la moyenne locale et le second extrait, cette structure unique d'extraction de caractéristiques deux réduit la résolution.

CNN est principalement utilisé pour identifier le déplacement, le zoom et d'autres formes d'invariance distordue des graphiques bidimensionnels. Étant donné que la couche de détection de fonctionnalité de CNN apprend par des données de formation, elle évite l'extraction explicite des caractéristiques et apprend implicitement à partir des données de

Les réseaux neuronaux convolutionnels peuvent être appliqués dans de nombreux domaines différents. Yann LeCun et son équipe spécialement conçu Convolutionnel Neural Networks pour faire face à la variabilité des formes 2D, qui se révèlent surpasser toutes les autres techniques. Dan C et son équipe présentent une implémentation rapide et entièrement paramétrable du GPU des variantes du réseau neuronal convolutionnel pour la classification de l'image. Une autre équipe propose deux nouveaux frontends pour une identification de langage robuste (LID) à l'aide d'un réseau neuronal convolutif (CNN) formé à la reconnaissance automatique de la parole (ASR). De plus, les réseaux neuronaux convolutionnels sont utilisés dans la reconnaissance visuelle et de nombreuses autres zones, telles que la détection du point du foyer, la classification des chiffres des chiffres de la maison, la reconnaissance numérique des numéros à plusieurs chiffres des images de Street View. Outre ces travaux, de nombreuses équipes se concentrent sur l'accélération de ConvNets. Par exemple, Multi-GPU Training of ConvNets. Dans ce travail, Facebook AI Group considère une architecture standard formée sur l'ensemble de données Image net pour la classification et l'étude des méthodes pour accélérer la convergence en parallélisant la formation sur plusieurs GPU.

### Principe des réseaux de neurone convolutionnel :

#### Convolution

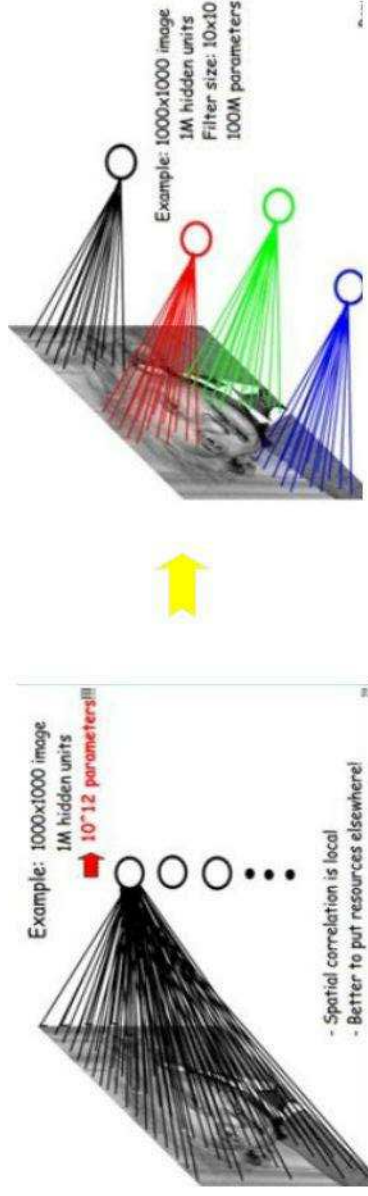
Les premières couches qui reçoivent un signal d'entrée sont appelées filtres de convolution. Convolution est un processus dans lequel le réseau tente de marquer le signal d'entrée en se référant à ce qu'il a appris dans le passé.

La convolution a la belle propriété d'être invariante translationnelle. Intuitivement, cela signifie que chaque filtre de convolution représente une caractéristique intéressante, et l'algorithme CNN apprend quelles fonctionnalités comprennent la référence résultante. La puissance du signal de sortie ne dépend pas de l'emplacement des fonctionnalités, mais simplement de la présence des caractéristiques.



aussi restreinte, doit être avant et après la couche de neurones dans la couche adjacente pour toutes les connexions, les algorithmes de réseau de neurones de convolution, chaque neurone n'a pas besoin de se sentir une image globale, il suffit de sentir la zone locale de l'image.

En outre, chaque paramètre de neurone est défini sur le même, à savoir le partage de poids, à savoir chaque neurone avec les mêmes noyaux de convolution à l'image de déconvolution.



**Figure 11** : connexion complète vs connexion partielle

L'algorithme CNN comporte deux processus principaux : la convolution et l'échantillonnage. Processus de convolution : utilisez un filtre formel  $\mathbf{F}_x$ , déconvolution de l'image d'entrée (la première étape est l'image d'entrée, l'entrée de la convolution est l'image caractéristique de chaque couche, à savoir Carte de fonctionnalité), puis ajoutez un biais  $\mathbf{b}_x$ , nous pouvons Obtenir la couche de convolution  $\mathbf{C}_x$ .

Un processus d'échantillonnage :  $n$  pixels de chaque quartier par étapes de regroupement, devenez un pixel, puis par pesage scalaire  $\mathbf{W}_x + \mathbf{1}$  pondéré, ajoutez le biais  $\mathbf{b}_x + \mathbf{1}$ , puis par une fonction d'activation, produisez une carte de caractéristiques étroites  $n$  fois  $\mathbf{S}_x + \mathbf{1}$ .

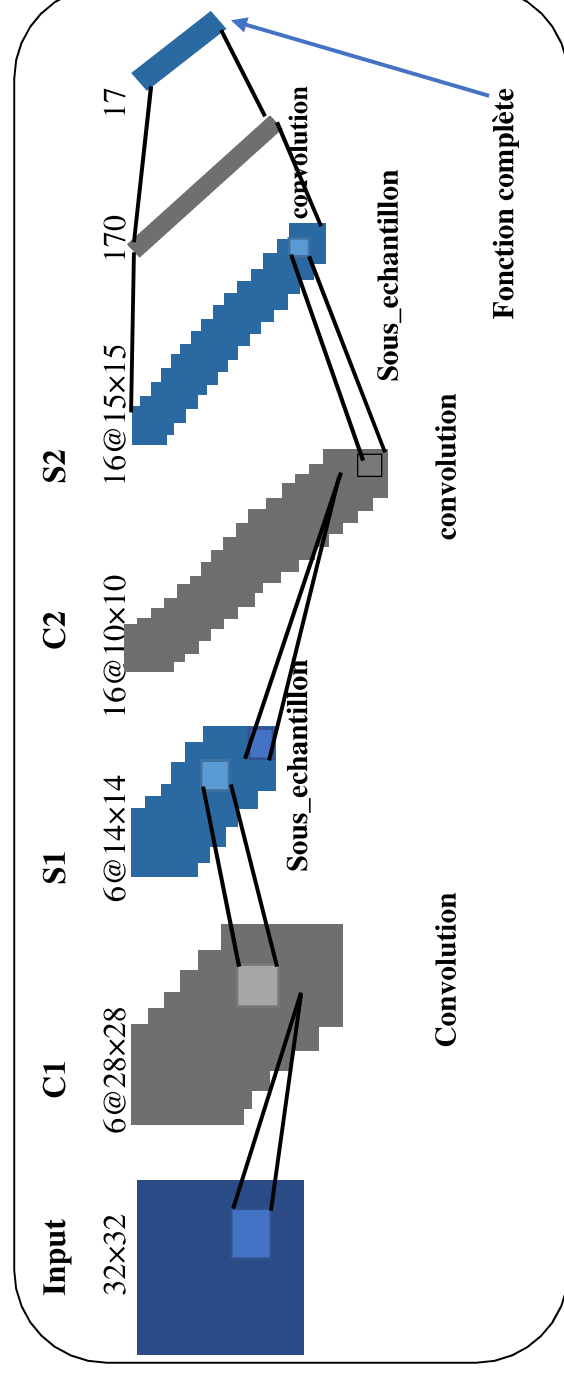


Le sub-échantillonnage par temps ou espace, afin d'extraire des fonctionnalités et de réduire la taille des paramètres de formation. L'avantage de l'algorithme CNN est que, pour éviter l'extraction explicite des caractéristiques, Et d'apprendre implicitement à partir des données de formation: les mêmes poids de neurones à la surface de la cartographie des fonctionnalités, de sorte que le réseau peut apprendre parallèlement, réduire la complexité du réseau; adopter une structure de sous-échantillonnage par temps ou espace peut atteindre un certain degré de robustesse, Déplacement de l'échelle et de la déformation; l'information d'entrée et la topologie du réseau peuvent être une très bonne correspondance, elle présente des avantages uniques dans la reconnaissance de la parole et le traitement d'image.

### Architecteur de CNN :

L'algorithme de CNN a besoin d'une expérience dans la conception d'architecture et doit être décomposé incessamment dans l'application pratique, afin d'obtenir le plus approprié pour une architecture d'application particulière de CNN. Basé sur l'image grise comme entrée de  $96 \times 96$ , dans l'étape de prétraitement, En le transformant en  $32 \times 32$  de la taille de l'image.

Profondeur de conception du modèle de convolution de la couche 7 : couche d'entrée, couche de convolution **C1**, couche de sous-échantillonnage **S1**, couche de convolution **C2**, couche d'échantillonnage **S2**, couche cachée **H** et couche de sortie **F**. [17]



**5880** connexions. Chaque carte de caractéristiques dans la couche S1 contient des poids et des biais, de sorte qu'un total de **12** paramètres peut être formés sur une couche S1.

**C2** est une couche de convolution, contenant **16** graphiques de caractéristiques, chaque graphe de fonctionnalité contient **(14-5 + 1) (14-5 + 1) = 100** neurones et adopte une connexion complète, à savoir chaque caractère caractéristique appartenant à ses propres **6** grains de convolution avec six Caractéristiques de la convolution et de la figure **S1** de la couche d'échantillon. Chaque graphique caractéristique contient **6 × 5 × 5 = 150** poids et un biais. Ainsi, la couche **C2** contient un total de **16 × (150 + 1) = 150** paramètres à former.

**S2** est une sous-couche d'échantillonnage, contenant **16** cartes de caractéristiques, chaque carte de caractéristique contient **5 × 5** neurones, **S2** total contenant **25 × 16 = 400** neurones. **S2** sur la figure caractéristique de la fenêtre d'échantillonnage secondaire pour **2 × 2**, donc il existe **32** paramètres **S2** entraînables.

Dans l'ensemble, la couche cachée **H** contient **170** neurones, chaque neurone est connecté à **400** neurones sur **S2**. Donc, la couche **H** contient **170 × (400 + 1) = 48120** carte des paramètres. La couche de sortie **F** pour toutes les connexions, y compris **17** neurones. Un total de

**17 × (170 + 1) = 2907** paramètres à former.

### III. Le schéma générale de notre travail

Nous résumons notre travail par le schéma présenté dans la figure 13, ou on applique les approches citées dans le chapitre II sur les images des deux bases de données (**NAFED** et **JAFPE**).

1<sup>eme</sup> cas on applique le réseau de neurone **MLP** sur les images sans prétraitement (image brute), puis sur les images avec prétraitement par les méthodes **ACP** et les deux descripteurs **LBP** et **HOG**.

2<sup>eme</sup> cas on applique le 2<sup>eme</sup> type le réseau de neurone **CNN** sans l'utilisation des descripteurs ou autre méthode de prétraitement et dans chaque cas on obtient des valeurs de taux de reconnaissance en pourcentage. Le chapitre suivant illustre les résultats de chaque méthode utilisée en détaille.

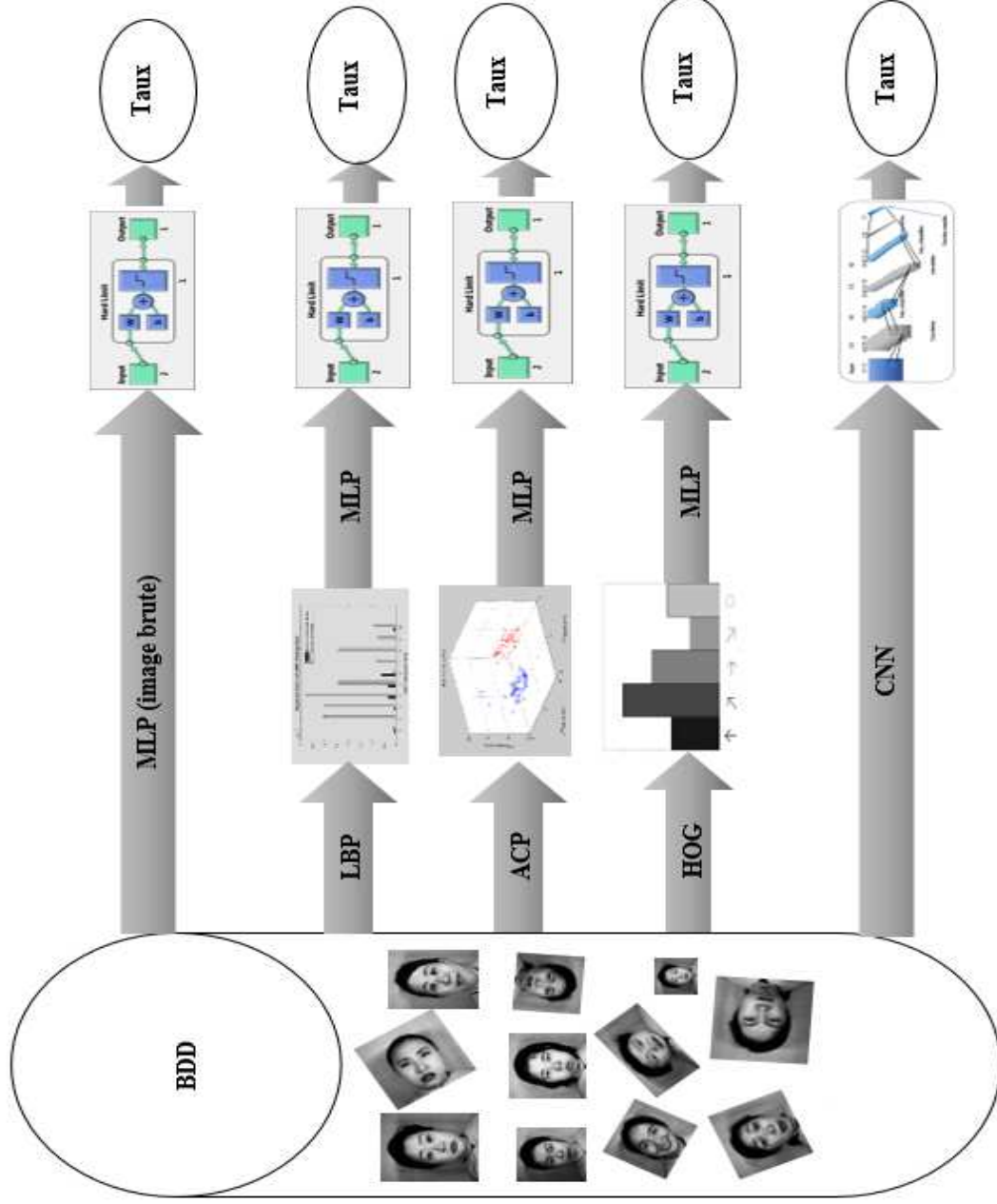


Figure14 : le schéma général de notre travail

#### IV. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons expliqué les étapes d'un système de la reconnaissance des



## I. Introduction :

Ce chapitre est consacré à la conception et la réalisation de notre application.

Dans La première partie, nous avons présenté le matériel et le logiciel nécessaire au fonctionnement de notre système de reconnaissance des expressions faciales, Puis nous avons donné une définition générale sur les deux bases de données utilisées (JAFFE et NAFED). Tandis que la seconde partie c'est l'implémentation de ce système ou nous avons expliqué les différents résultats que nous avons obtenus ainsi que les diverses discussions.

## II. Environnement matériel et logiciel

Le travail s'effectue sur deux micro-ordinateur portable doté

Les ressources physiques suivant :

- Processeur Intel® Core™ i3-5005U CPU d'une fréquence de 2.00 GHz.
- Une mémoire vive d'une capacité de 4 GB DDR3.
- Processeur Intel® Pentium® CPU N3530 @ 2.16 GHz 2.16 GHz.
- Une mémoire vive d'une capacité de 4.00 GO.
- Et pour ce qui est côté logiciel (Soft) :
- Système d'exploitation : Windows10, Windows8 Professionnel 64 bits.
- Langage de programmation : MATLAB version R2016a.

## III. Présentation des bases de données JAFFE et NAFED

Pour les tests de notre modèle, On a utilisé deux bases de visages c'est la base de JAFFE et la base de NAFED.

### III.1 La base de données JAFFE (japonaise femal facial expression) :

Contient 213 images de 7 expressions faciales (6 expressions faciales de base + 1 neutre) posés par les 10 modèles féminins japonais. Chaque image a été évaluée sur 6 émotions adjectives par 60 sujets japonais. [18]



### III.2 La base NTU Asian Face Emotion Data base (NAFED) :

Contient 909 images de 7 expressions faciales (6 expressions faciales de base + 1 neutre). Chaque image a été évaluée de 153 sujets (110 chinois, 7 malaise, 11 indien, 8 caucasien, 1 thaïlandais, 11 vietnamienne, 3 Indonésie, 1 iranien, 1 autres).



**Figure 16:** Quelques exemples extraits de la base NAFED

## IV. Résultats et discussions

Les tableaux suivants illustrent les dix tests basés sur des changements, ils sont composés de quatorze (14) colonnes tel que les tableaux 4-6-7, les dites colonnes sont réparties comme suit:

- Colonne N° :01 nombre des couches cachées.
- Colonne N° :02 nombre d'images d'apprentissage.
- Colonne N° :03 nombre d'images tests.
- Colonne N° :04 – 13 nombre d'exécutions.

Nbre de Couches caché	Nbre d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	EX 6	EX 7	EX 8	EX 9	EX 10	Moyenne
100	149	64	61.4	73.68	63.44	71.93	59.65	64.91	57.89	68.42	54.39	56.14	63.19
100	106	106	43.01	63.44	46.24	48.39	50.54	59.14	30.14	61.29	41.94	45.16	48.92
100	172	41	76.92	64.1	74.39	71.79	66.66	84.61	79.49	<b>89.74</b>	58.97	51.28	<b>71.8</b>
200	149	64	70.17	71.93	66.67	45.61	50.88	59.65	64.91	63.16	57.89	49.12	59.99
200	106	106	53.76	63.44	43.01	54.84	41.34	39.87	47.31	40.86	50.53	45.16	48.01
200	172	41	76.92	71.79	79.49	64.10	51.28	61.54	74.36	66.66	69.33	89.74	70.51
400	149	64	57.89	68.42	71.93	77.19	59.65	54.39	63.16	70.18	82.46	66.67	67.19
400	106	106	45.16	39.78	53.76	62.36	44.09	38.71	35.48	51.61	46.24	36.55	45.37
400	172	41	61.54	49.72	71.79	74.36	64.15	58.97	84.62	38.46	56.41	53.85	59.49

**Tableau 3:** résultat des différents tests de MLP sur image brute sur JAFFE

Selon le **Tableau 3**, et dans la **8<sup>eme</sup>** exécution nous remarquons que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **89.74%**, ou le nombre de couche cachée est **100** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

**b. MLP Avec le descripteur LBP :**

Nbre de bloc Couches caché	Nbre d'Image d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	EX 6	EX 7	EX 8	EX 9	EX 10	EX moyenne	
6x6	1000	149	64	43.86	40.35	28.70	38.60	33.33	45.61	36.84	47.37	45.61	40.35	24.71
6x6	1000	106	106	40.35	32.65	35.84	42.60	38.50	33.33	29.03	34.41	29.03	25.80	34.15
6x6	4000	149	64	29.82	40.35	38.50	38.59	28.07	33.33	42.10	43.85	28.07	36.84	35.95
6x6	4000	106	106	34.08	30.10	32.26	27.95	20.35	24.73	35.48	26.88	27.95	25.80	28.56
7x7	1000	149	64	40.35	36.84	43.85	38.60	35.08	45.62	40.35	47.36	<b>50.88</b>	45.62	<b>41.58</b>

d'image d'apprentissage et **70%** c'est à dire qui représente **149** images et le nombre des blocs est **7**.

### c. MLP Avec ACP :

Nbre de Couches caché	Nbre d'Image d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	EX 6	EX 7	EX 8	EX 9	EX 10	EX moyenne
100	149	64	43.01	68.42	43.86	54.39	50.82	49.12	61.40	59.65	54.38	40.35	52.54
100	106	106	32.26	40.86	18.28	24.73	26.88	38.71	39.78	44.09	48.39	45.16	31.4
100	172	41	46.15	33.33	35.9	48.72	38.46	51.28	56.41	43.59	30.77	64.1	44.87
200	149	64	57.90	54.39	43.86	47.38	64.92	42.12	61.42	57.90	64.92	47.38	48.07
200	106	106	39.78	48.39	36.56	38.70	33.33	34.41	32.25	35.48	40.35	31.57	37.10
200	172	41	30.76	51.28	33.33	71.49	56.41	51.28	48.71	53.85	56.41	61.53	51.55
400	149	64	52.63	59.64	57.89	45.62	54.39	64.92	57.98	71.92	54.39	49.12	56.85
400	106	106	36.55	41.94	31.18	32.26	47.32	35.49	39.78	46.24	45.16	34.72	39.79
400	172	41	53.84	51.28	<b>74.36</b>	58.97	64.11	69.23	53.84	64.11	58.97	56.41	<b>61.41</b>

**Tableau 5:** résultat des différents tests de MLP avec ACP sur JAFFE

Le **Tableau 5** montre que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **74.36%** dans la **3<sup>eme</sup>** exécution, ou le nombre de couche cachée est **400** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

### d. MLP le Avec descripteur HOG :

Nbre de Couches caché	Nbre d'Image d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	EX 6	EX 7	EX 8	EX 9	EX 10	EX moyenne
100	149	64	64.91	54.39	56.14	52.63	66.67	59.65	68.42	61.4	63.16	50.88	59.82
100	106	106	59.14	65.59	54.84	62.37	56.99	67.74	66.67	55.91	63.44	61.29	61.4
100	172	41	61.54	64.1	69.23	71.79	<b>84.62</b>	76.72	58.97	66.67	74.36	79.49	70.74

D'après Le **Tableau 6** nous observons que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **84.62%** dans la **5<sup>ème</sup>** exécution, ou le nombre de couche cachée est **100** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

#### IV. 2. Résultats des tests appliqués sur la base de données NAFED

##### a. Image brute (MLP) :

Nbre de Couche caché	Nbre d'Image d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX					Moyenne
			1	2	3	4	5	
100	149	64	52.20	52.75	48.35	46.15	47.80	49.45
100	106	106	36.54	35.88	37.87	33.22	34.2	35.54
100	172	41	<b>56.55</b>	47.54	55.74	50	52.45	<b>52.46</b>
200	149	64	47.26	45.05	50	44.50	41.20	45.60
200	106	106	41.20	43.19	40.86	42.52	39.40	41.43
200	172	41	43.44	44.26	49.8	50.81	41.80	46.02
400	149	64	35.71	41.75	41.20	37.36	40.65	39.33
400	106	106	31.80	43.52	32.89	33.22	36.21	35.52
400	172	41	40.16	36.06	47.54	43.44	45.90	44.62

**Tableau 7** : résultat des différents tests de MLP avec image brute sur NAFED

Selon le **Tableau 7**, et dans la **1<sup>ère</sup>** exécution nous remarquons que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **56.5%**, ou le nombre de couche cachée est **100** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

**b. MLP Avec ACP :**

Nbre de Couche caché	Nbre d'Image d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	Moyenne
100	149	64	40.10	24.17	25.82	28.75	27.74	29.32
100	106	106	31.22	33.22	36.87	28.57	22.92	30.56
100	172	41	40.98	41.80	37.70	30.32	33.60	36.88
200	149	64	46.70	31.86	32.42	45.05	43.60	39.93
200	106	106	30.24	31.71	28.57	33.88	32.55	31.39
200	172	41	51.63	<b>50.81</b>	52.45	45.08	42.62	<b>48.51</b>
400	149	64	47.25	40.10	42.86	34.06	40.55	40.96
400	106	106	30.22	31.56	33.55	38.20	34.88	33.68
400	172	41	44.50	45.90	33.87	48.36	35.44	41.61

**Tableau 8** : résultat des différents tests de MLP avec ACP sur NAFED

Selon le **Tableau 8**, et dans la **2<sup>eme</sup>** exécution nous remarquons que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **50.81%**, ou le nombre de couche cachée est **200** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

**c. MLP Avec le descripteur LBP :**

Nbre de Couche caché	Nbre d'Image d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	Moyenne
100	149	64	25.85	30.11	27.56	30.68	28.98	28.64
100	106	106	25.64	25.12	25.47	25.85	25	25.42
100	172	41	28.09	40.42	31.91	29.36	34.04	32.76
200	149	64	29.55	29.82	37.50	34.09	30.96	32.38

Selon le **Tableau 9**, et dans la **5<sup>eme</sup>** exécution nous remarquons que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **55.32%**, ou le nombre de couche cachée est **400** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

#### d. MLP Avec le descripteur HOG :

Nbre de Couche caché	Nbre d'apprentissage	Nbre d'Image de test	EX 1	EX 2	EX 3	EX 4	EX 5	Moyenne
100	149	64	44.32	57.38	49.72	45.17	46.31	48.58
100	106	106	28.41	30.68	37.95	33.68	31.45	32.43
100	172	41	57.87	45.96	<b>60</b>	54.89	51.06	<b>53.96</b>
200	149	64	48.86	47.73	51.90	49.43	51.70	49.92
200	106	106	39.15	43.25	46.58	46.32	38.97	42.85
200	172	41	39.15	49.36	56.60	51.91	54.04	50.21
400	149	64	47.73	50.28	54.26	57.39	56,53	53.24
400	106	106	45.98	46.50	42.05	43.25	35.73	42.70
400	172	41	54.47	55.74	51.06	52.34	49.79	52.48

**Tableau 10** : résultat des différents tests de MLP avec le descripteur HOG sur NAFED

D'après Le **Tableau 10** nous observons que le meilleur taux de reconnaissance obtenue est **60%** dans la **3<sup>eme</sup>** exécution, ou le nombre de couche cachée est **100** et le nombre d'image d'apprentissage et **80%** c'est à dire qui représente **172** images.

### IV. 3. Résultats de CNN sur les bases de données JAFFE et NEDEF

Base De données	Nombre d'Image d'apprentissage	Nombre d'Image de test	Taux de Reconnaissance
JAFFE	149	64	90.55
NEDEF	172	41	70.20

#### IV. 4. Matrice de confusion

Dans la terminologie de l'apprentissage supervisé, est un outil servant à mesurer la qualité d'un système de classification. [19]

Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée, tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle (ou de référence). Les données utilisées pour chacun de ces groupes doivent être différentes.

Un des intérêts de la matrice de confusion est qu'elle montre rapidement si le système parvient à classifier correctement.

Réel	Décision	
	Positive	Négative
Positive	True Positive (TP)	False Négative (FN)
Négative	False Positive (FP)	True Négative (TN)

Tableau 12 :la matrice de convolution

Où TP désigne les vrais positifs (true positive), TN les vrais négatifs (true negative), FP désigne les faux positifs (false positive) ou erreur de type I (dans une terminologie de théorie de la décision, ou de théorie des tests), et FN désigne les faux négatifs (false negative) ou erreur de type II.

Les figures suivantes représentent les matrices de confusion des meilleures exécutions :

##### IV.4.1.la Matrice de confusion des bons résultats obtenue :

Colère	Dégouter	Peur	Joie	Tristesse	Surprise
6	0	0	0	0	0

	Colère	Dégoûter	Peur	Joie	Tristesse	Surprise
Colère	5	1	0	0	0	0
Dégoûter	0	5	0	0	1	0
Peur	0	0	7	0	0	0
Joie	0	0	0	7	0	0
Tristesse	0	2	1	0	4	0
Surprise	0	0	1	0	0	5

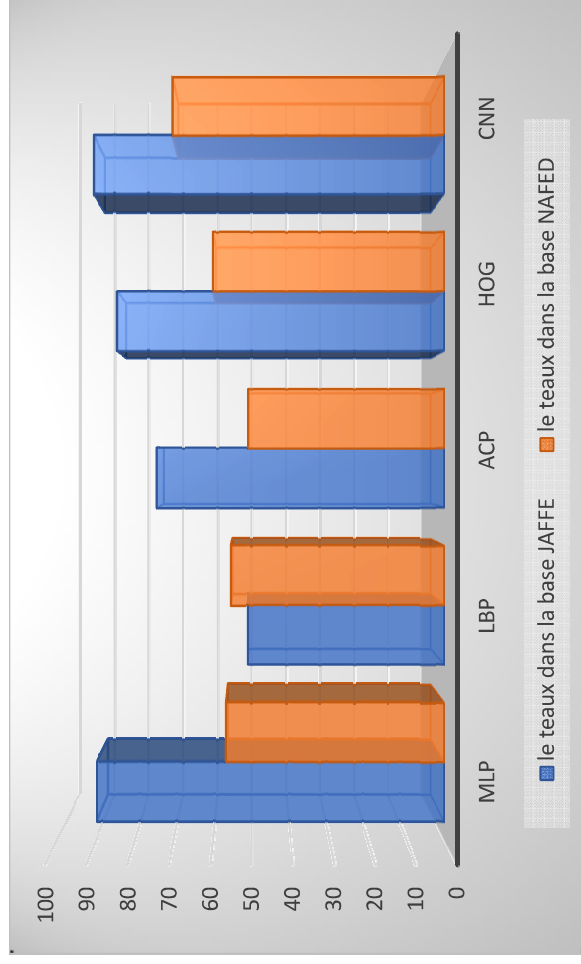
Figure18 : la matrice de confusion du MLP avec le descripteur HOG sur JAFFE

	Colère	Dégoûter	Peur	Joie	Tristesse	Surprise
Colère	16	1	2	2	1	0
Dégoûter	3	13	2	1	0	1
Peur	2	1	9	3	5	1
Joie	5	2	2	6	3	1
Tristesse	1	1	3	0	12	3
Surprise	0	0	0	4	3	13

Figure19 : la matrice de confusion du MLP image brute sur NAFED

	Colère	Dégoûter	Peur	Joie	Tristesse	Surprise
Colère	26	5	1	4	4	1
Dégoûter	5	25	3	0	4	2
Peur	5	6	21	1	5	3
Joie	1	4	7	22	1	3
Tristesse	1	7	0	2	22	6
Surprise	2	2	3	1	5	25

#### IV. 5. Présentation graphique des résultats :



**Figure 21** : la comparaison des résultats entre les deux bases de données JAFFE et NAFED

#### V : conclusion :

A partir des résultats des tests précédemment, on conclure que le réseau de neurone convolutionnel (CNN) est très satisfaisante par rapport au résultat de réseaux de neurone multicouche (MLP), ainsi que les résultats obtenus le descripteur HOG et MLP est mieux que celle qui obtenue par la méthode ACP et le descripteur LBP, et on conclure encore que les résultats sur la base JAFFE est meilleurs par rapport au base NAFED.





## CONCLUSION GENERAL

Le but visé de concevoir un système de reconnaissance des expressions faciales qui soit facile dans l'implémentation et qui utilise une modalité biométrique particulière.

Nous avons présenté des méthodes. Nous avons également montré l'intérêt de ces représentations pour la reconnaissance d'expressions faciales. Le pourcentage global de bonne reconnaissance se situe aux alentours de 90.55% pour l'ensemble de test.

La reconnaissance des visages, est une technologie biométrique très en vogue, importante pour l'authentification d'un individu. Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes globales, locales et hybrides de reconnaissance faciale qui nous aidons à choisir les méthodes proches du modèle de notre système de reconnaissance des expressions faciale.

Dans le chapitre II, nous avons présenté les principales phases du système de reconnaissance d'expressions faciales. Un certain nombre des méthodes utilisées dans les trois étapes d'un système de reconnaissance des expressions faciales sont présentées. Toutes ces méthodes sont implémentées puis comparées sur les deux bases de données **JAFFE** et **NAFED** dans le Chapitre III. Dans ce chapitre nous avons effectué plusieurs expériences en se basant sur des changements (nombre de couche cachée, nombre d'image d'apprentissage, nombre d'image de test, nombre d'exécution, nombre des blocs, taux de reconnaissance). Nos expériences ainsi menées nous conduisent à des résultats encourageants surtout que le domaine de la reconnaissance des expressions faciales est très difficile d'autant plus que les bases **JAFFE** et **NAFED** sont des collectes de visages Asiatiques où la ressemblance est très accentuée.

D'après les résultats obtenus et présentés dans ce chapitre nous remarquons que le réseau de neurone convolutionnel (CNN) est très satisfaisante par rapport au résultat de réseaux de neurone multicouche (MLP), ainsi que le taux obtenu par la méthode de prétraitement Histogramme de gradient orienté (HOG) avec le réseau de neurone multicouche (MLP) est meilleur que celle qui obtenue par ACP avec MLP et LBP avec MLP et aussi nous voyons les expériences effectuées sur la base **JAFFE** donnent des meilleurs résultats par rapport au base **NAFED**.

Nous pouvons affirmer que c'est un bon résultat relativement à ce que l'on espère avoir

## BIBLIOGRAPHIE:

- [1] : [http://www.gemalto.com/france/gouv/inspiration/biometrie\\_consulté](http://www.gemalto.com/france/gouv/inspiration/biometrie_consulté)
- [2] : A. Chiheb, Bouhalit Nasereddine, "Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire (LDA) ", Université du 8 mai 45 de Guelma Algérie, Licence en informatique, 2003.
- [3] : M.T. Laskri, Djallel Chefrour "Who-is system d'identification des visages humans", Department d'informatique ARIMA- Vomlue 1, Université Badji Mokhtar, Annaba, 2002.
- [4] : S.Liu, M.Silverman, "A practical guide to Biometric security technology", IEEE computer society, IT pro-security, janvier-Fevrier 2001.
- [5] : S. Boujdjellal, « Détection et Identification de Personne par Méthode Biométrique », Mémoire de Magister en Electronique, Option : Télédetection, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Soutenu le 06 Juin 2012.
- [6] : John D.Woodward, Jr., Christopher Horn, Julius Gtune, and Aryn Thomas, "Biometrics a Look at Facial Recognition", documented briefing by RAND public Safety and Justice for the Virginia State Crime Comission, 2003.
- [7] : KHADOUJA GHANEM "Reconnaissance des Expressions Faciales à Base d'Informations Vidéo ; Estimation de l'Intensité des Expressions Faciales" thèse pour obtenir le grade de docteur en science. Université Mentouri de Constantine Faculté des sciences de l'ingénieur Département d'informatique. 2010.
- [8] : <http://www.definitions-marketing.com/definition/analyse-expression-faciale/>
- [9] : <https://openclassrooms.com/forum/sujet/analyse-comportementale-et-expressions-faciales-79397>
- [10] : H.Daoui et A.Elomar et Bentaouza Meriem Chahinez, Identification de personne grâce à la reconnaissance faciale par la géométrie du visage et la classification, mémoire de master, Mostaganem, 2014/2015.
- [11] : Bernard Dubuisson, " livre de Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes », juin 2001.
- [12] : Laura Sánchez López, Local Binary Patterns applied to Face Detection and Recognition,

- [15]** : Chikh Mohammed Tahar, "Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (Comparaison avec les filtres de base) ", Université Abou-Bakr Belkaid –Tlemcen. Master en informatique Le 28 Septembre 2011.
- [16]** : M.Lemmouchi, "Identification des Visages Humains par Réseau de Neurones " , Université de Batna, Mémoire de Magister, 2013.
- [17]** : Tianyi Liu, Shuangfang Fang, Yuehui Zhao, Peng Wang, Jun Zhang , Implementation of Training Convolutional Neural Networks, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, China
- [18]**: <http://www.kasrl.org/jaffe.html>
- [19]**: [https://fr.wikipedia.org/wiki/Matrice\\_de\\_confusion](https://fr.wikipedia.org/wiki/Matrice_de_confusion)
- [20]**: [Jake Bouvrie , Notes en convolutional Neural Networks», novembre 2006](#)