

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

**UNIVERSITE ABDERAHMANE MIRA DE BEJAIA**



جامعة بجاية  
Tasdawit n'Bgayet  
Université de Béjaïa

**Faculté de technologie**  
**Département : Génie électrique**

**Projet de Fin d'Etudes en vue de l'obtention du diplôme**

**MASTER**

Automatique et informatique industrielle

Présenté par :

**LEKHSAF RACHID**

**Thème**

**Analyse de reconnaissance automatique d'expression  
faciale par les réseaux de neurones artificiels**

**Encadré par :**

M.CHEBI Hocine

*Année Universitaire : 2017/2018*

# REMERCIEMENTS

*Avant de rédiger notre projet de fin d'étude, nous tenons à présenter nos remerciements à toutes les personnes qui nous ont aidé pour l'élaboration de notre projet et nous voudrions bien exprimer notre reconnaissance et gratitude à notre promoteur **M. CHEBI HOCINE**, pour leur orientation et pour nous avoir aussi guidé tout au long de notre travail.*

*Nous tenons à remercier également nos familles et Amis pour leur présence tout au long de ce dernier semestre d'études, leur soutien pendant la rédaction, leurs critiques et leurs consignes,*

*Ainsi que chacun des membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail.*

# Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail :*

*À mes très chers parents, mes frères et sœurs, que ce travail soit témoin de ma reconnaissance éternelle, de mon respect, de ma gratitude et surtout de mon amour pour eux*

*A tous les membres de ma famille qui ont été toujours là pour moi et qui m'ont tant soutenu*

*A mes amis qui m'ont aidé tout le long de ce projet*

*Rachid.*

---

# Sommaire

---

# TABLE DES MATIERES

<b>LISTE DES FIGURES</b> .....	IV
<b>LISTE DES TABLEAUX</b> .....	V
<b>LISTE DES ABRIVIATIONS</b> .....	VI
<b>INTRODUCTION GENERALE</b> .....	01
<b>CHAPITRE I: GENERALITES SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE ET DE RECONNAISSANCE FACIALE</b> .....	03
I.1 INTRODUCTION .....	03
I.2 NOTION DE BASE SUR LA LUMIERE.....	03
I.2.1 NATURE SPECTRALE DE LA LUMIERE .....	03
I.3 GENERALITES SUR LE TRAITEMENT D'IMAGES .....	03
I.3.1 DEFINITIONS .....	04
I.3.2 CARACTERISTIQUES DE L'IMAGE NUMERIQUE .....	06
I.3.3 HISTOGRAMME .....	07
I.3.4 OBTENTION DES DONNEES IMAGES .....	08
I.4 SEGMENTATION D'IMAGES .....	09
I.5 PRETRAITEMENT D'IMAGES EN NIVEAUX DE GRIS « C'EST UNE ETAPE OBLIGATOIRE POUR POUVOIR TRAITER L'IMAGE» .....	09
I.5.1. MODIFICATION DE L'HISTOGRAMME .....	10
I.5.2 FILTRAGE .....	11
I.6. RECONNAISSANCE FACIALE .....	16
I.6.1 RECONNAISSANCE BIOMETRIQUE.....	16
I.6.2 MODE DE RECONNAISSANCE .....	17
I.6.2.1 MODE DE VERIFICATION OU D'AUTHENTIFICATION .....	17
I.6.2.2 MODE D'IDENTIFICATION .....	17
I.6.3 POURQUOI CHOISIR LE VISAGE ? .....	18
I.6.4 ÉTAPES DE RECONNAISSANCE DU VISAGE.....	19
I.6.4.1 DETECTION DU VISAGE .....	19
I.6.4.2 EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES .....	20
I.6.4.3 COMPARAISON DES CARACTERISTIQUES (CLASSIFICATION) .....	20
I.6.5 METHODES DE RECONNAISSANCE FACIALES .....	20
I.6.5.1 METHODES GLOBALES .....	21
I.6.5.2 METHODES LOCALES .....	21
I.6.5.3 METHODES HYBRIDES .....	22
I.7 CONCLUSION .....	23

## **CHAPITRE II : CLASSIFICATION PAR LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....24**

II.1. INTRODUCTION .....	24
II.2. HISTORIQUE DE LA TECHNIQUE .....	24
II.3. FONDEMENTS BIOLOGIQUES .....	25
II.3.1. STRUCTURE DU NEURONE .....	25
II.3.2. FONCTIONNEMENT DU NEURONE .....	26
II.4. DU NEURONE BIOLOGIQUE AU NEURONE FORMEL.....	27
II.5. NEURONE FORMEL « ARTIFICIEL ».....	28
II.6. FONCTIONS DE TRANSFERT « APPELEES AUSSI LA FONCTION D'ACTIVATION » .....	29
II.6.1. FONCTION BINAIRE A SEUIL .....	29
II.6.2. FONCTION LINEAIRE.....	30
II.6.3. FONCTION LINEAIRE A SEUIL OU MULTI-SEUILS.....	31
II.6.4. FONCTION SIGMOÏDE .....	31
II.6.5. FONCTION TANGENTE HYPERBOLIQUE.....	32
II.7. PROPRIETES DES RESEAUX DE NEURONES .....	32
II.7.1. ARCHITECTURE DES RESEAUX .....	32
II.7.2. MODELES DES RESEAUX DE NEURONES .....	34
II.8. APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES.....	36
II.8.1. METHODES D'APPRENTISSAGE.....	37
II.9. ALGORITHME DE LA RETRO-PROPAGATION DU GRADIENT .....	39
II.9.1. CALCUL DE L'ENTREE DE CHAQUE NEURONE CACHE .....	40
II.9.2. CALCUL DE L'ENTREE DE CHAQUE NEURONE DE SORTIE ET SA FONCTION D'ACTIVATION ..	40
II.9.3. CALCUL DE L'ERREUR.....	41
II.9.4. CALCUL DU GRADIENT .....	41
II.9.5. CHANGEMENT DES POIDS .....	43
II.10. MINIMUM LOCAL ET MINIMUM GLOBAL .....	43
II.11. MISE EN ŒUVRE ET APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS .....	44
II.12. CONCLUSION.....	45

## **CHAPITRE III : DETECTION AUTOMATIQUE D'EXPRESSION FACIAL.....47**

III.1 INTRODUCTION.....	47
III.2 DETAILLE D'APPROCHE DE RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE.....	47

III.2.1 APPROCHE GENERALE UTILISEE .....	47
III.2.2 CONTRIBUTION .....	48
III.2.2.1 PRETRAITEMENT D'IMAGE .....	48
III.2.2.2 DETECTION PUIS LOCALISATION .....	50
III.2.2.3 EXTRACTION DES PARAMETRES ET CLASSIFICATION .....	52
III.3 COMPARAISON.....	56
III.4 CONCLUSION .....	57
<b>CONCLUSION GENERALE</b> .....	<b>58</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE</b> .....	<b>59</b>
<b>ANNEXE</b>	

## **LISTE DES FIGURES**

FIGURE I.1 : IMAGE NUMERIQUE A DEUX DIMENSIONS.....	04
FIGURE I.2 : HISTOGRAMME D'UNE IMAGE SOMBRE.....	08
FIGURE I.3 : HISTOGRAMME D'UNE IMAGECLAIRE .....	08
FIGURE I.4 : PRINCIPALES CARACTERISTIQUES BIOMETRIQUES POUVANT SERVIR COMME MOYEN D'IDENTIFICATION .....	17
FIGURE I.5 : DIAGRAMMES DES PROCESSUS D'ENROLEMENT, DE VERIFICATION ET D'IDENTIFICATION .....	18
FIGURE I.6 : SYSTEME DE RECONNAISSANCE FACIALE .....	19
FIGURE I.7 :CLASSIFICATION DES ALGORITHMES PRINCIPAUX UTILISENT EN RECONNAISSANCE FACIALE .....	22
FIGURE I.8 : EXEMPLE DE VARIATION D'ECLAIRAGE.....	23
FIGURE II.1 : STRUCTURE DU NEURONE BIOLOGIQUE.....	25
FIGURE II.2 : SCHEMA DE FONCTIONNEMENT D'UN NEURONE .....	26
FIGURE II.3 : COMPARAISON ENTRE LE NEURONE BIOLOGIQUE ET LE NEURONE .....	28
FIGURE II.4 : REPRESENTATION GRAPHIQUE D'UN NEURONE FORMEL .....	28
FIGURE II.5 : FONCTION HEAVISIDE .....	29
FIGURE II.6 : FONCTION SIGNE .....	30
FIGURE II.7 : FONCTION LINEAIRE .....	30
FIGURE II.8 : FONCTION LINEAIRE A SEUIL .....	31
FIGURE II.9 : FONCTION SIGMOÏDE .....	31
FIGURE II.10 : RESEAU MONOCOUCHE.....	33
FIGURE II.11 : RESEAU MULTICOUCES .....	33
FIGURE II.12 : RESEAU A CONNEXION COMPLETE .....	34
FIGURE II.13 : RESEAU A CONNEXIONS LOCALES.....	34
FIGURE II.14 : ARCHITECTURE D'UN MODELE DE KOHONE.....	35
FIGURE II.15 : MODELE DU PERCEPTRON.....	36
FIGURE II.16 : SCHEMA D'APPRENTISSAGE EN MODE NON SUPERVISE .....	37
FIGURE II.17 : APPRENTISSAGE DU RESEAU DE NEURONE .....	39
FIGURE II.18 : SCHEMA D'APPRENTISSAGE EN MODE SUPERVISE .....	39
FIGURE II.19 : EXEMPLE D'UN RESEAU SIMPLE « RETRO-PROPAGATION ».....	40
FIGURE II.20 : GRAPHE DE LA FONCTION D'ERREUR .....	44
FIGURE III.1 : SYSTEME PROPOSEE POUR LA RECONNAISSANCE FACIALE .....	47
FIGURE III.2 : IMAGE ORIGINALE .....	48
FIGURE III.3 : IMAGE FILTRE.....	48
FIGURE III.4 : IMAGE GRIS ORIGINALE.....	48
FIGURE III.5 : IMAGE FILTRE.....	48



FIGURE III.6 : HISTOGRAMME D'UNE IMAGE GRIS ORIGINALE.....	49
FIGURE III.7 : HISTOGRAMME D'UNE IMAGE FILTRE .....	49
FIGURE III.8 ILLUSTRATION DES RESULTATS DE SIMULATION PAR OPENCV .....	50
FIGURE III.9 : SYSTEME REALISE AVEC LES COMPOSANTS ELECTRONIQUE .....	51
FIGURE III.10 : SYSTEME GLOBALE DE DETECTION DE VISAGE PAR CAMERA DE SURVEILLANCE .....	51
FIGURE III.11 : PHOTO REEL DE LA REALISATION .....	51
FIGURE III.12 : ARCHITECTURE INTERNE DU RESEAU DE NEURONE UTILISE DANS L'APPLICATION .....	54
FIGURE III.13 : PERFORMANCE DE RESEAU UTILISE POUR L'APPRENTISSAGE .....	55
FIGURE III.14 : COMPARAISON DES PERFORMANCES ENTRE LES TROIS TECHNIQUES .....	57

## LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU III.1 : RESULTAT DE RESEAU DE NEURONE DE L'APPROCHE MOYENNE DE NIVEAU DE GRIS CUMULE ENTRE UN ENSEMBLE DES IMAGES .....	53
TABLEAU III.2 : RESULTAT DE RESEAU DE NEURONE DE L'APPROCHE DE CORRELATION CUMULE ENTRE UN ENSEMBLE DES IMAGES TABLEAU .....	54
III.3 : RESULTAT DE RESEAU DE NEURONE DE L'APPROCHE PCA.....	54
TABLEAU III.4 : COMPARAISON PAR TAUX DE RECONNAISSANCE ENTRE LES TROIS APPROCHES UTILISEES.....	55
TABLEAU III.5 : COMPARAISON LE TEMPS DE CALCULS ENTRE LES TROIS APPROCHES UTILISEES .....	56

## LISTE DES ABREVIATIONS

ABREVIATION	SIGNIFICATION
DSP	Digital signal processor, un processeur spécialisé dans le traitement du signal
LDA	analyse discriminante linéaire
MLP	Perceptrons multicouches.
ML	Minimum locale
RNA	réseau de neurone artificiel
RMS	Minimal Redundancy Maximal relevance.
RF	Random Forest.
PCA	Analyse en Composantes Principales.
SVM	Machine Vecteur de Support.
HMM	Modèles cachés de Markov
NN	neural network
FPGA	Field-programmable gatearray
RGB	Red Green Blue (Rouge vert bleu)
SIM	Security information management system

---

# INTRODUCTION GENERALE

---

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

La reconnaissance de visage est l'un des secteurs de recherches les plus actives dans la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes, avec des applications pratiques qui incluent l'identification, le contrôle d'accès et les interfaces homme machine. La tâche de la reconnaissance de visage consiste à comparer une image d'entrée avec une base de données contenant un ensemble d'images de visage avec des identités connues et à identifier le sujet auquel appartient le visage d'entrée. Cependant, une simple implémentation est difficile parce que les visages font preuve de variations significatives dans leur apparence, ces variations sont dues aux conditions d'acquisition des images, à l'illumination, à la position des visages et à l'âge.

La détection de visage dans les images est une tâche principale dans plusieurs applications basées sur la vision, telles que les systèmes biométriques, la conférence vidéo et les interfaces homme machine. Cependant, plusieurs problèmes difficiles causés par la diversité des variations, tels que les races humaines, l'illumination, les expressions faciales, les tailles des visages, les positions de la tête (rotation hors plan), les occlusions, les inclinaisons de la tête (rotation dans le plan), et ainsi de suite, empêchent les chercheurs de développer des systèmes efficaces de détection de visage. L'objectif de la détection de visage est de déterminer la présence ou non de visages dans une image et de donner, s'ils sont présents, les positions de ces visages et leur étendu. La détection de visage est un important module de prétraitement pour une reconnaissance de visage efficace.

Pour ce qui est de notre projet de fin d'études nous avons étudié, conçu et réalisé une application de détection d'expression faciale implémenté sur une carte ARDUINO, L'objectif principal de ce projet de fin d'étude d'extraire la masse de face des personnes mais également détecter ou même prévoir la région exacte possibles dans une scène. On suite de faire classifier l'ensemble des personnes par un réseau de neurone artificiel. La détection d'expression faciale dans des scènes d'une façon automatique peut réduire le temps de conservation d'une concentration appropriée.

Nous avons rapporté notre travail dans ce mémoire que nous l'avons structuré en trois chapitres:

**Le premier chapitre** est consacré à des notions fondamentales sur le traitement d'image, et à la reconnaissance faciale.

**Le deuxième chapitre** traite et d'écrit quelque généralités sur les réseaux de neurones artificiels.

**Le troisième chapitre** concerne la conception de la structure électronique et la comparaison entre différents méthode utilisé dans la détection faciale.

---

# Chapitre I : Généralités sur le traitement d'image et de reconnaissance faciale

---

# **CHAPITRE I: GENERALITES SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE ET DE RECONNAISSANCE FACIALE**

## **I.1 Introduction**

Les images constituent un moyen important et très utile dans tous les domaines en particulier le domaine de la reconnaissance « expression faciale », Dans ce chapitre on s'intéresse à donner un bref aperçu sur le traitement d'image, le filtrage d'image, image en niveau de gris et couleurs, et extraction d'information dans une image.

Dans la deuxième partie on s'intéresse à la reconnaissance faciale, ce qui est l'objet de notre projet, pour réaliser ces objectifs on commence par une étude théorique, afin de tracer un plan de travail pour déterminer le programme et les algorithmes robustes pour une bonne détection faciale.

## **I.2 Notion de base sur la lumière**

La lumière résulte de la sensation produite par les ondes électromagnétiques dans le spectre visible [1].

### **I.2.1 Nature spectrale de la lumière**

Newton a émis la théorie corpusculaire de la lumière, HUYGENS a créé une théorie ondulatoire de la lumière, MAXWELL a construit une théorie électromagnétique. Enfin, LOUIS DE BROUILLÉ a proposé la mécanique ondulatoire en réussissant à concilier la dualité onde-corpuscule [2].

En analysant la lumière blanche « Lumière qui donne l'impression d'absence de couleurs » par le prisme de Newton, on obtient une décomposition avec des longueurs d'onde allant de 380 nm à 780 nm. Cette bande correspond au « Spectre visible » limité par l'ultraviolet et l'infrarouge.

## **I.3 Généralités sur le traitement d'images**

Le traitement d'images désigne un ensemble de méthodes dont l'objectif est soit de transformer des images « Par exemple pour en améliorer l'apparence », soit d'en extraire de l'information « Par exemple lorsqu'il s'agit de reconnaître une personne devant un



ensemble », il s'agit donc d'un domaine très vaste, qui trouve de plus en plus d'applications [3].

### I.3.1 Définitions

Il est important de définir quelques notions élémentaires relatives à ce domaine, afin d'entamer les différentes techniques de traitement d'images concernant notre travail.

L'image numérique peut être vue comme une matrice « Tableau rectangulaire », chaque élément de la matrice étant appelé pixel « Abréviation de picture element ». [4] Une image peut être représentée de différentes manières au niveau informatique. Le logiciel MATLAB supporte quatre types d'images :

- Images binaires,
- Images d'intensités,
- Image couleur RGB,
- Image couleur indexée.

Le schéma suivant « Figure I.1 » montre une image numérique implémentée sous MATLAB :

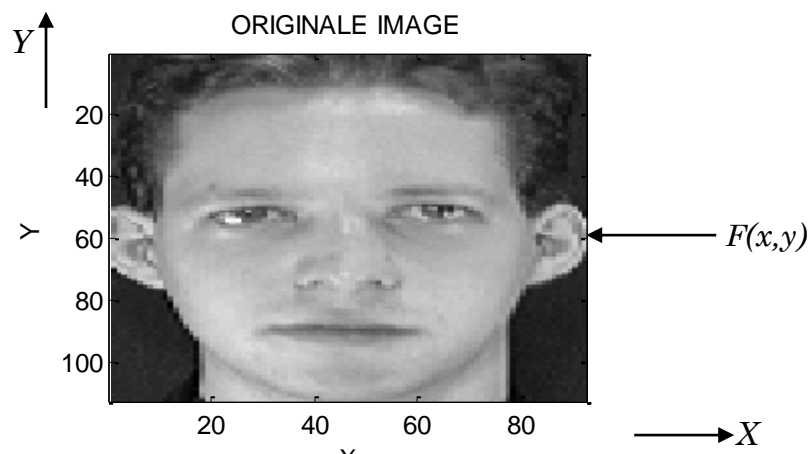


FIGURE I.1 : IMAGE NUMERIQUE A DEUX DIMENSIONS[21].

À partir de l'image de la Figure I.1, [5] on peut dire que l'image numérique est présentée sous forme d'une matrice de valeurs numériques  $f(x,y,t)$ . Les valeurs  $(x, y)$  sont les coordonnées spatiales à l'instant  $t$ , la valeur de  $f$  à n'importe quel point  $(x,y)$  est proportionnelle à l'intensité de la lumière ou au niveau de gris ou RGB de l'image en ce point. La Figure I.1 illustre un exemple de convention, utilisé pour représenter une image.

L'image digitale est une matrice  $L$  de  $n$  lignes et  $p$  colonnes, chaque élément  $L(n, p)$  identifie un point de l'image, la valeur de la matrice qui lui correspond identifie l'intensité ou le niveau de gris en ce point.

Les images au niveau de gris sont codées sur 8 bits c'est-à-dire sur 256 niveaux.

### **A. Image binaire**

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont les éléments valent 0 ou 1. Bien qu'il n'y ait que deux valeurs possibles, MATLAB représente les éléments de cette matrice par des réels « Les versions récentes de MATLAB prévoient également une représentation en octets. Cependant, nous utilisons assez peu cette représentation car elle ne permet pas d'effectuer des calculs sur les images » en double précision « 8 octets par élément » [3]. Lorsque l'on visualise une telle image, les 0 sont représentés par du noir et les 1 par du blanc.

### **B. Image d'intensités**

Une image d'intensités appelé aussi image d'intensité de luminance est une matrice dans laquelle chaque élément est un réel compris entre 0 « Noir » et 1 « Blanc » [3]. On parle aussi d'image en niveaux de gris, car les valeurs comprises entre 0 et 1 représentent les différents niveaux de gris. Par exemple, 0.2 représente un gris foncé et 0.8 un gris clair.

### **C. Image couleur RGB**

L'œil humain analyse la couleur à l'aide de trois types de cellules photo-réceptrices : les cônes. Ces cellules sont sensibles aux basses, moyennes, ou hautes fréquences « Rouge, Vert, ou Bleu ». En conséquence, on peut synthétiser les couleurs perceptibles par l'œil humain en superposant 3 couleurs de base « En général, on choisit le rouge, le vert, et le bleu, mais on peut réaliser la synthèse à l'aide d'autres ensembles de trois couleurs ». Notons que si l'œil humain utilisant quatre types de cônes au lieu de trois, la synthèse de la couleur nécessiterait quatre couleurs de base. La fabrication de la couleur en télévision, ou sur un écran d'ordinateur, est donc directement liée à la structure du système visuel humain.

Pour représenter la couleur d'un pixel il faut donner 3 nombres, qui correspondent au dosage de 3 couleurs de base : rouge, vert et bleu « en anglais, RGB : Red, Green, Blue ». On peut ainsi représenter une image par trois matrices « Versions récentes de MATLAB permettent de créer des matrices à trois dimensions (3D) : dans ce cas, on peut également

représenter une image couleur par une matrice 3D, l'une des dimensions étant la couleur » chaque matrice correspondant à une couleur de base.

#### **D. Image couleur indexée**

La manière la plus naturelle de représenter une image couleur consiste à utiliser trois matrices. Toutefois, pour de grandes images, ceci conduit à l'occupation d'un espace mémoire important, c'est pourquoi, MATLAB a prévu une manière plus économique de représenter les images couleur : il s'agit de la représentation indexée. En contrepartie, la représentation indexée ne permet de représenter qu'un nombre limité de couleurs. Ces couleurs sont mémorisées dans une table de couleur « COLORMAP » qui est une matrice de  $n \times 3$  « Ou  $n$  est le nombre de couleurs ». L'image est alors une matrice contenant des nombres entiers compris entre 1 et  $n$ , chaque entier jouant le rôle d'un index relatif à la table de couleurs.

### **I.3.2 Caractéristiques de l'image numérique**

Parmi les caractéristiques de l'image il y a :

#### **A. Pixel**

Le pixel constitue le plus élément de l'image. Ainsi une image numérique est représentée par une matrice de dimension  $(m \times n)$  dont les éléments sont appelés pixels ou pels « picture element » [6][7].

La valeur de chaque pixel représente l'intensité lumineuse du point considéré dans l'image.

Les pixels sont répartis régulièrement en lignes et en colonnes.

#### **B. Bruit**

La variation soudaine d'un pixel par rapport à ses voisins est un phénomène qu'on appelle bruit.

Ce dernier peut provenir de l'éclairage, des dispositifs électroniques du capteur, voir même de l'image [5].

#### **C. Contour et les textures**

Les contours constituent une information essentielle pour certaines applications de

traitement d'image. En particulier, les contours d'un objet permettent en générale de caractériser sa forme. La détection de contours peut être réalisée grâce à des filtres dont les coefficients ont été soigneusement choisis.

Les textures décrivent la structure, dont l'extraction du contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [3].

#### **D. Codage en niveaux de gris**

Le codage n'est qu'une valeur numérique correspondant à la quantification de l'intensité du niveau de gris de chaque pixel.

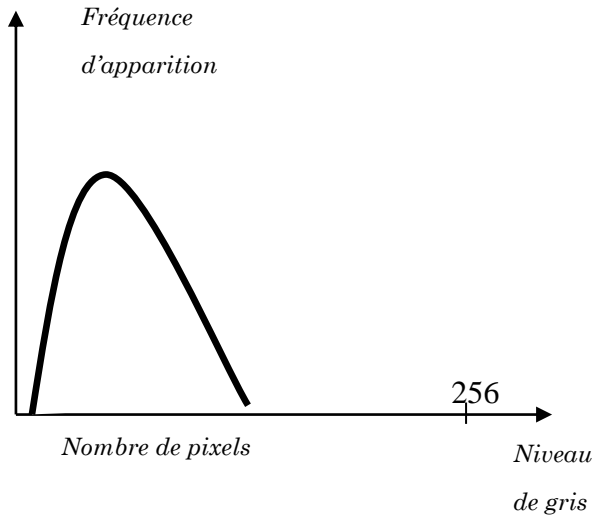
Ceci peut être interprété par la décomposition de la luminosité de l'image en 2 plages couramment appelées niveaux de gris, ceci étant le nombre de bits utilisés pour le codage. Les systèmes classiques codent les images sur 256 niveaux de gris l'équivalent de 8 bits « Tels que 0 pour le noir et 255 pour le blanc, autrement dit il suffit d'un bit pour coder un point de l'image (pixel), alors obligatoirement une taille mémoire huit fois plus petite que celle utilisée pour une image codée sur 256 niveaux de gris ».

D'autres systèmes conçus pour des applications compliquées ou spécifiques arrivent à coder sur 12 voire 14 bits de niveaux de gris. Ces derniers sont souvent très coûteux [5].

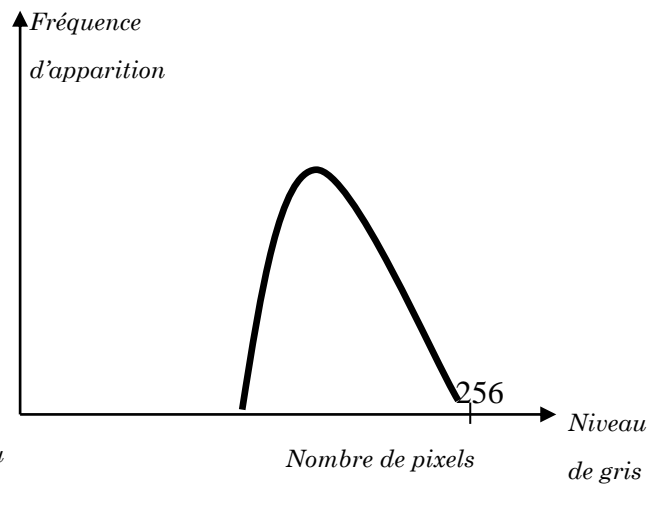
### **I.3.3 Histogramme**

L'histogramme peut être considéré comme une densité de probabilité des niveaux de gris de l'image. Pour le calcul d'un histogramme, on donne un nombre de niveaux de quantification et, pour chaque niveau, on compte le nombre de pixels de l'image correspondant à ce niveau [3].

L'histogramme permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris de l'image, ou ce qu'on appelle « La dynamique de l'image ». Il permet de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris dans le cas d'une image trop claire ou trop foncée, [6] comme le montrent les Figures I.2 et I.3.



**FIGURE I.2 :** HISTOGRAMME D'UNE IMAGE SOMBRE[1].



**FIGURE I.3 :** HISTOGRAMME D'UNE IMAGE CLAIRE[1].

On peut distinguer d'une manière générale, trois types d'histogrammes d'images

#### **A. Histogramme UNIMODAL**

Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il représente soit un objet, soit un fond.

#### **B. Histogramme BIMODAL**

Il est formé de deux modes bien séparés « Deux pics séparés par une vallée » et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

#### **C. Histogramme MULTIMODAL**

Il est formé de plusieurs modes séparés « Plusieurs pics séparés par plusieurs vallées ».

### **I.3.4 Obtention des données images**

Afin de rendre une image utilisable par l'ordinateur, il est nécessaire d'effectuer une transformation, grâce à une procédure de numérisation qui consiste à transformer l'image de base en une mosaïque de points et les convertir en nombre binaire traitable par le système informatique « Ordinateur » [5].

## I.4 Segmentation d'images

La segmentation est l'un des problèmes les plus difficiles en traitement d'image, elle consiste à décomposer des scènes plus complexes en éléments individuellement identifiables, ou plus aisément traitables que l'image entière [2]. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation, on peut citer :

- Le seuillage ;
- Le Gradient ;
- Le PREWITT, ROBERTS, et SOBEL « Les trois sont des filtres de détection de contour ».

Une image constitue en une représentation d'un univers composé d'entités : objets dans une scène d'intérieur, cellules, surfaces sismiques, organes du corps humain, nappe de pétrole. Le but de la segmentation est l'extraction d'attributs caractérisant ces entités [8]. Les attributs étudiés correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image : contours et régions.

La détection de contour implique la recherche des discontinuités locales de la fonction des niveaux de gris de l'image. La segmentation des contours par réseaux de neurones consiste à approximer les contours par des représentations analytiques, telles que des droites ou des coniques. L'extraction de régions revient à déterminer des zones homogènes en niveaux de gris de l'image. Par exemple, dans le cas d'images réelles, les contours correspondent aux frontières des objets et les régions à leurs surfaces.

Ces deux approches « Contour » et « Région » sont duales en ce sens qu'une région homogène induit un contour qui l'entoure, alors qu'un contour délimite une région homogène.

## I.5 Prétraitement d'images en niveaux de gris « C'est une étape obligatoire pour pouvoir traiter l'image » [9].

L'image en niveaux de gris, peut ne pas permettre l'extraction facile de certaines informations ou objets, soit parce que :

- Eclairage de l'image n'est pas uniforme ;
- Image est perçue à travers des bruits assez importants ;
- Contraste n'est pas suffisant.

Il est donc nécessaire d'améliorer l'image, en faisant appel aux « techniques d'amélioration » qui sont :

- Modification de l'histogramme.
- Filtrage.

### I.5.1. Modification de l'histogramme

La modification de l'histogramme est une opération qui consiste à donner à l'histogramme une forme bien déterminée dans le but d'améliorer l'image. Cette forme peut être de type exponentiel, logarithmique ou uniforme « Histogramme plat » [10] .

Cette dernière forme est la plus utilisée, elle est connue sous le nom d'égalisation de l'histogramme.

**Egalisation de l'histogramme :** dans une image, une majorité des pixels ont une valeur inférieure à la lumière moyenne, c'est pourquoi les détails dans les régions sombres sont difficilement perceptibles. Une technique appelée « Egalisation de l'histogramme » est utilisée pour pallier à cet inconvénient. Elle permet l'obtention d'un histogramme plat « Uniforme » qui donne une meilleure dynamique et un fort contraste à l'image.

On distingue deux méthodes :

#### A. Première méthode [11]

Elle consiste à égaliser les fréquences d'apparition de chaque niveau de gris. Soit  $R(i)$  la fonction de répartition des niveaux de gris et soit  $N_g$  le nombre de niveaux de gris présents dans l'image  $A(i)$ ; est alors définie (I. 1) par :

$$R(i) = \sum_{k=0}^i P_k \quad (\text{I. 1})$$

Avec  $i = 0, 1, \dots, (N_g - 1)$  et  $P_k$  la fréquence d'apparition du niveau  $k$ .

$R(i)$  croit de 0 à 1, elle est normalisée en la multipliant par le nombre maximum des niveaux de gris, on aura finalement (I. 2):

$$R(i) = (N_g - 1) \sum_{k=0}^i P_k \quad (I.2)$$

### B. Deuxième méthode « Egalisation autour de la valeur moyenne idéale »

Soit une image de dimension  $H \times W$  pixels, codée sur  $N_i$  niveaux de gris et son image résultante « Après égalisation » codée sur  $N_R$  niveaux. On fixe la valeur moyenne idéale  $m$  de l'histogramme égalisé (I.3):

$$m = \frac{H \times W}{N_R} \quad (I.3)$$

On part du niveau zéro et on calcul la valeur cumulée des niveaux suivants dans l'histogramme original jusqu'au moment où la somme est la plus proche possible de la valeur moyenne  $m$ .

Tous les niveaux de l'histogramme initial qui ont participé à la somme sont recadrés en un seul niveau dans l'histogramme final. On recommence l'opération pour les niveaux suivants. En général, on choisit (I.4) :

$$N_R = \frac{N_i}{2} \quad (I.4)$$

Après égalisation « Par les deux méthodes », le nombre de niveaux de gris résultant est égal à celui de départ, mais, il y aura alors des « Trous » dans l'histogramme final. Celui-ci n'est pas parfaitement plat.

## I.5.2 Filtrage

Le transfert de l'image depuis l'objet jusqu'à la mémoire se produit avec un certain bruit. Celui-ci est dû en particulier aux imperfections de la source qui active l'image, au capteur proprement dit « Caméra, radar, satellite...etc. » et enfin à toute l'électronique de transfert.

Amélioration par filtrage : l'amélioration des images est essentiellement obtenue par filtrage, qui consiste soit à atténuer le bruit indésirable, soit à accentuer les contours [12].

Il existe trois catégories de filtrages :



- Filtrage morphologique.
- Filtrage linéaire.
- Filtrage adaptatif.

### A. Filtrage morphologique

Le concept de filtrage morphologique fait appel à des notions mathématiques morphologiques qui sont des transformations de type « Tout ou rien ». Ils sont conçus pour être appliqués directement sur des images numériques. Ils sont développés à base d'ouverture et de fermeture « Morphologique » qui font appel aux notions de « Dilatation » et « Erosion ».

### B. Filtrage linéaire

Le filtrage linéaire est la convolution d'une image  $I(x, y)$  avec une fonction  $f(x, y)$  qui s'appelle réponse impulsionnelles du filtre. Dans le cas continu, l'image filtrée est donnée par (I.5) :

$$I(x, u) = (f * I)(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x', y') \cdot I(x - x', y - y') dx' dy' \quad (I.5)$$

Dans le cas discret, les domaines de  $I$  et de  $f$  sont bornés.

Le domaine de  $I$  est  $[-\frac{N}{2}, +\frac{N}{2}]$  et le domaine de  $f$  est  $[-\frac{K}{2}, +\frac{K}{2}]$ .

On a nécessairement  $K \leq N$ ,  $N$  étant la taille de l'image. Dans le cas discret la convolution s'écrit par (I.6) :

$$If(x, u) = (f * I)(x, y) = \sum_{i'=-\frac{K}{2}}^{+\frac{K}{2}} \sum_{j'=-\frac{N}{2}}^{+\frac{N}{2}} f(i - i', j - j') \cdot I(i', j') \quad (I.6)$$

Le filtrage linéaire consiste donc à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des points voisins, les coefficients de cette combinaison linéaire sont définis par la réponse impulsionnelle du filtre.

L'utilisation des filtres linéaires provient de l'extension des méthodes mises au point pour le traitement du signal au traitement des images numériques [8]. Ceci est dû au fait qu'une

image numérique est considérée comme un signal bidimensionnel numérisé. Il existe deux méthodes utilisées pour ce type de filtrage :

- Filtrage linéaire global « Par transformée de Fourier ».
- Filtrage linéaire local.

### **a. Filtrage linéaire global « par transformée de Fourier »**

Le filtrage global consiste à effectuer le produit de convolution de la transformée de Fourier de l'image par une fonction  $F$ , appelée « Gain complexe du filtre ».

Ce filtrage présente l'avantage d'être global, c'est à dire : l'image est traitée en une seule fois, dans un premier temps on lui applique la transformée de Fourier discrète à deux dimensions, ensuite on effectue le produit de convolution par la fonction  $F$ , et enfin par la transformée de Fourier inverse, on aboutira à l'image filtrée. Cette méthode est complexe et assez longue.

### **b. Filtrage linéaire local**

Le filtrage local consiste à effectuer le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage, généralement de taille  $3 \times 3$  :

- **Filtrage passe-bas**

Pour réaliser le filtrage passe-bas, on effectue le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage définie d'une façon générale, par :

$$H_b = \left[ \frac{1}{b+2} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix} \text{ ou } \left[ \frac{1}{b+2} \right]^2 \text{ est un facteur de normalisation.}$$

$$b = 1: H_1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

C'est le filtre moyen, il consiste à remplacer la valeur de chaque point de l'image par la moyenne effectuée sur ses premiers voisins.

$$b = 2: H_2 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Le filtre moyen est le plus utilisé, il affecte au pixel central le poids le plus grand par rapport à son voisinage.

D'une manière générale, les filtres passe-bas sont caractérisés par des coefficients de fenêtre positifs avec un coefficient de valeur maximale pour le point central. Ils éliminent les bruits de fond de l'image, mais ont pour conséquence son adoucissement.

- **Filtrage passe-haut** « accentuation de contours », « Ces différents filtres peuvent être les utilisés comme un moyen de détection de contour »

Comme dans le cas des filtres passe-bas, on peut attribuer à chaque point du voisinage d'une fenêtre passe-haut, des poids statistiques différents, mais choisis de telle sorte que leur somme soit toujours égale à zéro. Les filtres passe-haut n'éliminent pas le bruit, bien au contraire, plus qu'une augmentation du contraste de l'image, ils permettent la mise en évidence de contours entre des plages de niveaux de gris différents.

### C. Filtrage adaptatif

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en deux catégories : les filtres d'ordre et les filtres de position.

Les filtres d'ordre classent les niveaux de gris d'un voisinage et sélectionnent parmi ces quantités une certaine valeur, les filtres de position considèrent des sous voisinages du point.

#### a. Filtres d'ordre

Les filtres d'ordre sont de deux types :

- Filtrage par la médiane « Filtre médian ».
- Filtrage par le plus proche voisin radiométrique.
- **Filtrage par la médiane « filtre médian »**

Le filtrage par la médiane est le filtre d'ordre le plus connu. Il produit un adoucissement de l'image puisque la valeur du point central d'une fenêtre est affectée par celle de ses voisins.

À la différence du filtre linéaire classique, on n'effectue pas une moyenne, mais on prend la valeur médiane, c'est-à-dire celle qui par classement en valeur croissante, se trouve au milieu [12].

**Exemple :**

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 2 & 3 & 1 \\ 3 & 4 & 2 \end{bmatrix} \text{ donne } (1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 2 \ 2 \ 3 \ 3 \ 4)$$

Dans ce cas, la valeur du point central devra être mise à 2.

- **Filtrage par le plus proche voisin radiométrique**

Pour ce type de filtrage, on attribue au pixel central la valeur moyenne des K pixels voisins dont les valeurs radiométriques « Niveaux de gris » sont les plus proches [12].

**Exemple :**

Pour K = 4, et en utilisant l'exemple précédant :

$$\frac{(2 + 2 + 3 + 4)}{4} \approx 3$$

Dans ce cas, le point central gardera sa valeur.

- **Filtres de position**

Pour ce filtrage, on utilise des voisinages 5 × 5. Le sous voisinage le plus homogène est sélectionné et son niveau de gris moyen est affecté au point central.

**Exemple :**

$$\begin{bmatrix} 5 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 3 & 4 & 3 & 6 & 7 \\ 3 & 3 & 4 & 8 & 3 \\ 9 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 8 & 5 & 3 & 2 & 6 \end{bmatrix}$$

La valeur du point central passera de 4 à 3.

Ce filtre présente l'inconvénient d'avoir recours à un voisinage très grand « En nombre de pixels », ce qui nécessite un temps d'exécution long.

Pour cette raison, on choisit le filtre d'ordre.

## **I.6. Reconnaissance faciale**

Dans son environnement quotidien, on a besoin de s'identifier certaine face dans une multitude de contextes : par exemple pour entrer dans son immeuble ou accéder à son lieu de travail, pour retirer de l'argent à un distributeur ou payer en magasin, pour demander un service social... Autant de codes et de mots de passe à mémoriser et à protéger.

Pour réaliser cette reconnaissance on est obligé de développer les moyens de reconnaissance, pour cela il existe traditionnellement deux manières d'identifier une personne :

1. Méthodes basées sur une connaissance (knowledge-based). Cette connaissance correspond par exemple à un mot de passe pour ouvrir une session ou un code SIM pour un téléphone portable.

2. Méthodes basées sur une possession (token-based). Il peut s'agir d'une pièce d'identité, d'un badge, d'une clé ...

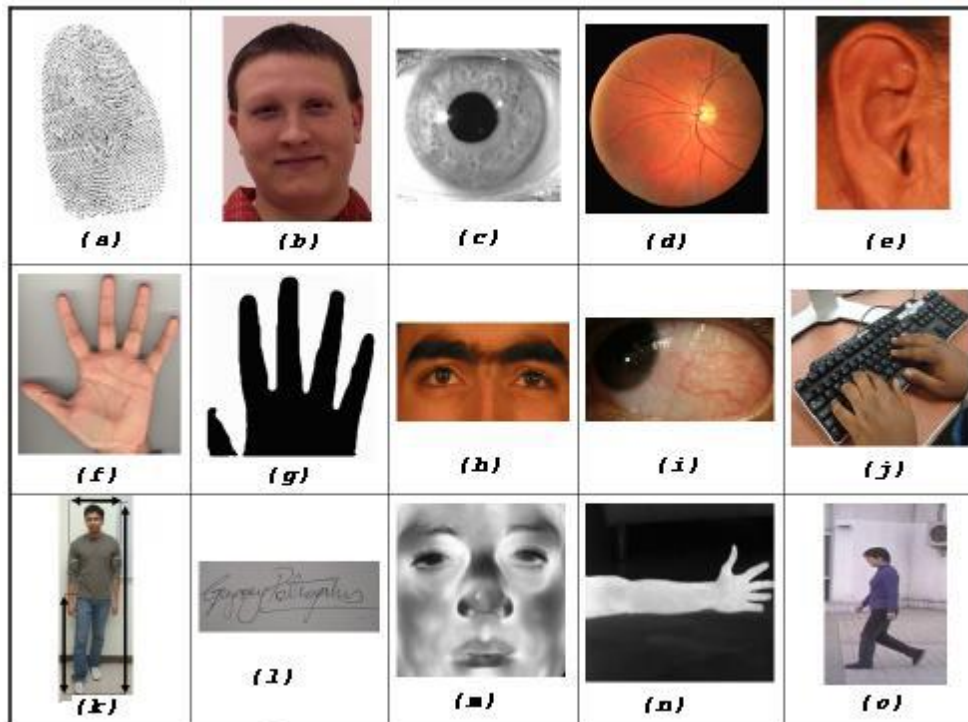
Ces deux modes d'identification peuvent être utilisés d'une manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité accrue comme pour la carte bleue.

### **I.6.1 Reconnaissance biométrique**

La reconnaissance biométrique fait référence à l'utilisation de différentes caractéristiques physiologiques (empreintes digitales, visage, rétine, iris, voix) et comportementales (manière de marcher, dynamique de la signature), appelées caractéristiques biométriques (voir Figure I.4), ou simplement biométrie, pour reconnaître automatiquement les individus.

Toutes les caractéristiques biométriques d'une personne sont, en fait, une combinaison de caractéristiques physiologiques et comportementales. Par exemple, les empreintes digitales sont de nature physiologique, mais la façon dont un utilisateur présente son doigt au capteur

dépend du comportement de la personne.



*FIGURE I.4: PRINCIPALES CARACTERISTIQUES BIOMETRIQUES POUVANT SERVIR COMME MOYEN D'IDENTIFICATION.*

## I.6.2 Mode de reconnaissance

La reconnaissance peut être une vérification ou une identification [5].

### I.6.2.1 Mode de vérification ou d'authentification

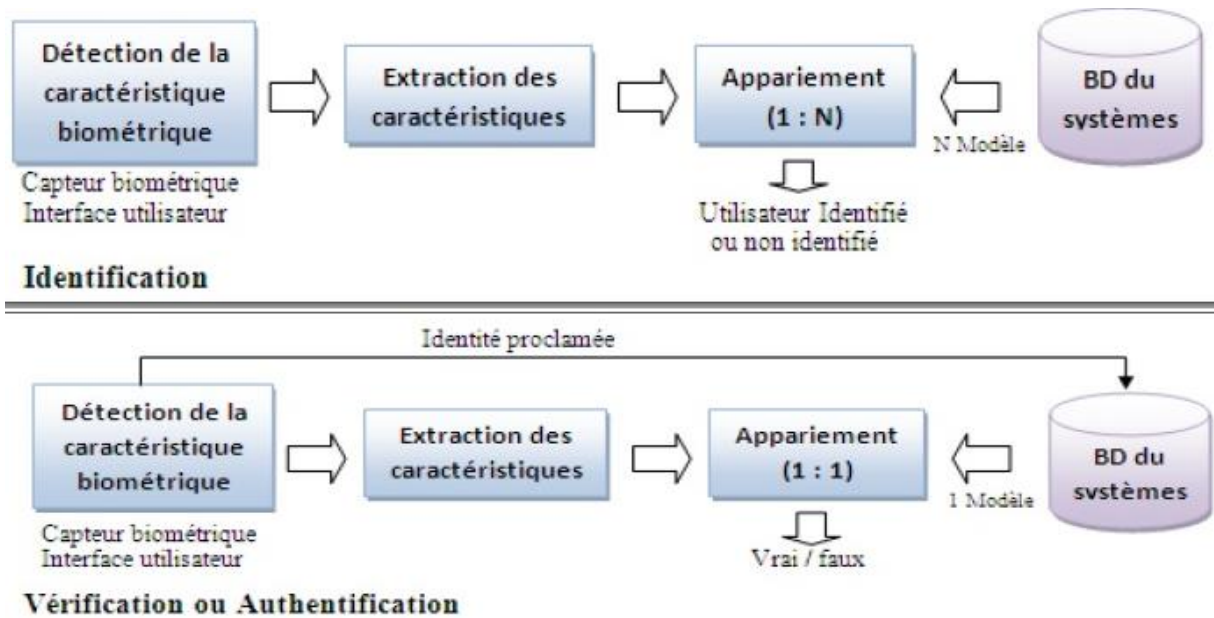
La vérification est une comparaison "un à un", dans laquelle le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisies avec le modèle biométrique de cette personne stocké dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante : «Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer?»

### I.6.2.2 Mode d'identification

C'est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. Ce mode consiste à associer une

identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions de type: ' Qui suis-je ?'.

Les schémas d'un système de vérification et d'un système d'identification sont illustrés dans la figure I.5.



*FIGURE I.5 : DIAGRAMMES DES PROCESSUS D'ENROLEMENT, DE VERIFICATION ET D'IDENTIFICATION.*

### I.6.3 Pourquoi choisir le visage ?

La reconnaissance de visages est la technique la plus commune et populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle; et par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition (équipement spécial coûteux) [9].

## I.6.4 Étapes de reconnaissance du visage

Idéalement, un système de reconnaissance faciale doit pouvoir identifier des visages présents dans une image ou une vidéo de manière automatique. Le principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale (Figure. I.6) peut être résumé en trois étapes.

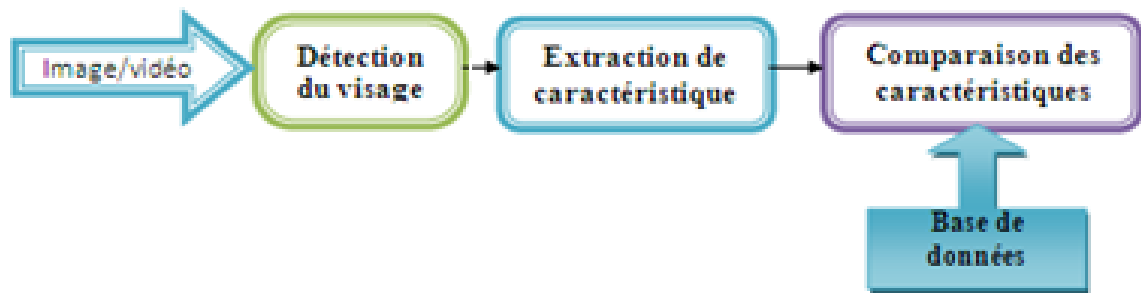


FIGURE I.6 : SYSTEME DE RECONNAISSANCE FACIALE.

### I.6.4.1 Détection du visage

Cette étape consiste à l'extraire de l'image de visage, La détection de visage peut se faire par détection de la couleur de la peau, la forme de la tête ou par des méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage. Cette étape est autant plus délicate quand l'image acquise contient plusieurs objets de visage ou un fond non uniforme qui crée une texture perturbant la bonne segmentation du visage. Cette étape est dépendante de la qualité des images acquises. Les méthodes de la détection de visages peuvent être classifiées en quatre catégories :

- A. **Méthodes basées sur les connaissances** : Ces méthodes basées sur des règles tentent de modéliser la connaissance de ce qui caractérise un visage. Par exemple un visage apparaît souvent dans une image avec deux yeux symétriques entre un nez, et une bouche. Classiquement, ces règles représentent des relations en caractéristiques faciales.
- B. **Méthodes basées sur les caractéristiques invariantes** : Ces méthodes se basent sur des caractéristiques structurelles (Traits faciaux, Texture, Couleur de la peau) qui existent même quand la pose, le point de vue, ou les conditions d'illumination varient.
- C. **Méthodes basées sur la mise en correspondance modèle** : Plusieurs modèles standards de visages sont prédéfinis manuellement ou paramétrés par des fonctions. L'un de ces modèles est comparé à une image en entrée. La corrélation entre une image présentée et la base des modèles est évaluée pour détecter la présence de visage.



**D. Méthodes basées sur l'apprentissage:** Les modèles sont ici appris à partir d'un ensemble d'images d'apprentissage qui doivent permettre de caractériser la variabilité de l'apparence d'un visage. Ces méthodes se basent sur des techniques telles que l'analyse statistique et l'apprentissage automatique pour trouver les caractéristiques appropriées des images de visage et de non-visage.

#### **I.6.4.2 Extraction des caractéristiques**

Après la détection de la zone de visage, on doit extraire les informations utiles qui reviennent à établir un modèle du visage (vecteur de caractéristiques). Ces informations nécessaires pour que le visage d'une personne ne ressemble pas à celui d'une autre personne et en même temps qu'il ressemble à lui-même dans d'autres conditions d'acquisition. L'efficacité de cette étape a une influence directe sur la performance du système de reconnaissance de visage. On distingue les deux catégories suivantes :

- A. Les méthodes globales :** Ces méthodes utilisent la région entière du visage comme entrée du système de reconnaissance. L'une des méthodes la plus largement utilisée pour la représentation du visage dans son ensemble est PCA.
- B. Les méthodes locales :** 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.

#### **I.6.4.3 Comparaison des caractéristiques (classification)**

Selon les caractéristiques extraites précédemment, il faut introduire une mesure de similarité afin d'estimer la différence entre deux visages. Plusieurs méthodes sont utilisées pour la comparaison de visages. On trouve dans la littérature : calcul de distance, calcul de similarité. D'autres méthodes se basent sur la classification des caractéristiques par un seul classificateur (SVM, classificateur bayésien, etc.) ou par plusieurs (Adaboost) [2].

#### **I.6.5 Méthodes de reconnaissance faciales**

Les méthodes de reconnaissance faciales peuvent être séparées en deux grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques) et les méthodes locales, basées sur des modèles. Ces deux approches fondamentales sont simple à manipuler contrairement aux réseaux neuronaux (NN) (plus adaptés à la détection des visages), ou les modèles cachés de Markov (HMM) (plus utilisés en reconnaissance de la parole) car ces deux dernières techniques rencontrent

des problèmes lorsque le nombre d'individus augmente (les calculs deviennent très importants) [7].

### **I.6.5.1 Méthodes globales**

Les méthodes globales sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, elles sont très sensibles aux variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale.

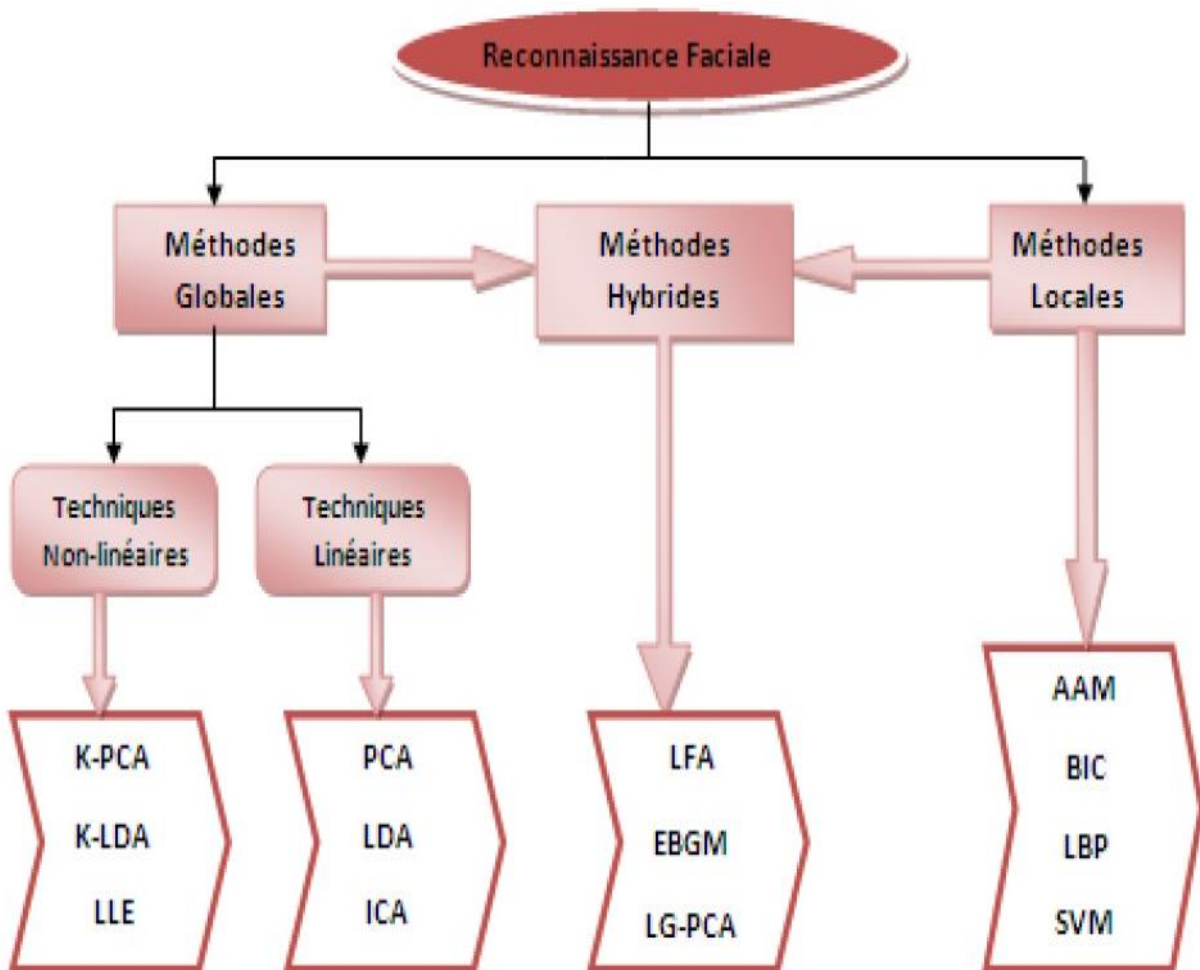
Ceci se comprend aisément puisque la moindre variation des conditions de l'environnement ambiant entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement.

### **I.6.5.2 Méthodes locales**

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements [13].

### I.6.5.3 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairement et d'expressions faciales.



*FIGURE I.7 : CLASSIFICATION DES ALGORITHMES PRINCIPAUX UTILISÉS EN RECONNAISSANCE FACIALE.*

D'après les généralités sur la reconnaissance faciale on doit présenter quelques images de détection automatique, avec une variation de base de données utilisée.



*FIGURE 1.8 : EXEMPLE DE VARIATION D'ECLAIRAGE.*

## **I.7. Conclusion**

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés aux généralités sur le traitement d'images et nous avons donné quelque généralité de la reconnaissance faciale.

Des algorithmes seront appliqués pour la gestion d'image, la conception et la vérification des résultats obtenus, d'où la nécessité d'apprentissage. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

---

# Chapitre II : Classification par les réseaux de neurones artificiels

---

## CHAPITRE II: CLASSIFICATION PAR LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

### II.1 Introduction

Les points que nous abordons dans ce chapitre montrent l'utilisation concernant les réseaux de neurones et les différentes architecture interne, dans le cadre d'utilisation pour la reconnaissance automatique d'expressions faciale qui est notre objet de fin d'étude.

Aujourd'hui, plusieurs applications pratiques de réseaux de neurone ont vu le jour notamment dans le domaine de la reconnaissance des formes, analyse d'images. De ce fait, on présentera dans ce qui suit, quelques généralités sur les RNA.

### II.2 Historique de la technique

Les réseaux de neurones artificiels « RAN », nés il y a environ une cinquantaine d'années, sont toujours en cours de développement. Cet axe de recherche a tiré l'attention de beaucoup de chercheurs de différentes disciplines. Ces réseaux de neurones artificiels « RNA » sont issus de la combinaison entre la neurobiologie comme idée de base, la physique comme champs d'application et les mathématiques avec l'informatique en tant que moyens de réalisation. Nous présentons dans ce qui suit un bref historique des réseaux de neurone artificiels [14].

- **1943** : MC CULLOCH et PITTS présentent le premier neurone formel.
- **1949** : HEBB propose un mécanisme d'apprentissage.
- **1958** : ROSENBLATT présente le premier réseau de neurones artificiels : le Perceptron.

Il est inspiré du système visuel, et possède deux couches de neurones : perceptive et décisionnelle.

Dans la même période, le modèle de l'ADALINE « ADAPTIVE LINEAR ELEMENT » est présenté par WIDROW Ce sera le modèle de base des réseaux multicouches.

- **1969** : MINSKY et PAPERT publient une critique des perceptrons en montrant leurs limites, ce qui va faire diminuer la recherche sur le sujet.

- **1972** : KOHONEN présente ses travaux sur les mémoires associatives
- **1982** : HOPFIELD démontre l'intérêt d'utiliser les réseaux récurrents pour la compréhension et la modélisation des fonctions de mémorisation.
- **1986** : RUMELHART popularise l'algorithme de rétro-propagation du gradient, conçu par WERBOS, qui permet d'entraîner les couches cachées des réseaux multicouches.

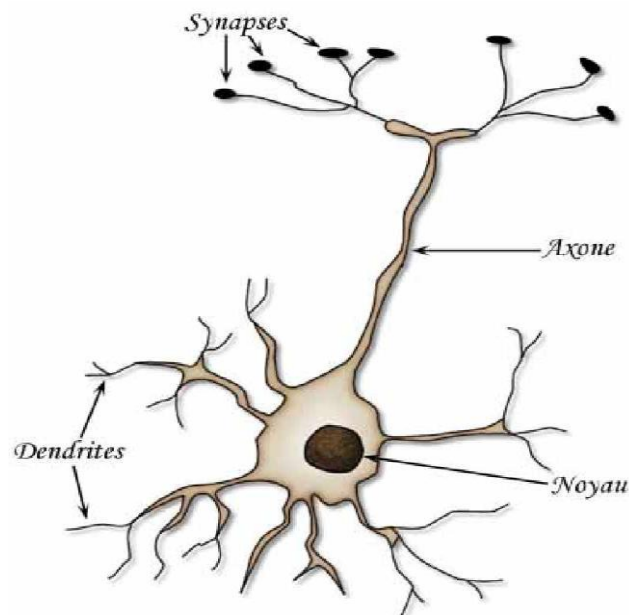
Les réseaux neuronaux ont été, depuis, beaucoup étudiés, et ont trouvé énormément d'applications.

## II.3 Fondements biologiques

Il y a quelque année l'étude de la structure interne des cellules, a révélé que tous les neurones étaient constitués indépendamment de leur taille et de leurs formes, d'un corps cellulaire, de dendrites, d'un axone et d'une synapse [14].

### II.3.1 Structure du neurone

La Figure II.1 représente une image réelle d'un neurone biologique :



**FIGURE II.1 : STRUCTURE DU NEURONE**

### A. Corps cellulaire

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biochimique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale contient aussi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns de diamètre.

### B. Dendrites

Ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés au neurone sont captés par les dendrites.

Leur taille est de quelques dizaines de microns de longueur.

### C. Axone

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité où il se connecte aux dendrites des autres neurones. Sa taille peut varier entre quelques millimètres à plusieurs mètres.

### D. Synapse

Une synapse est une jonction entre deux neurones, et généralement entre l'axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone.

## II.3.2 Fonctionnement du neurone

Du point de vue fonctionnel, il faut considérer le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens, des dendrites vers l'axone comme le montre le schéma suivant :

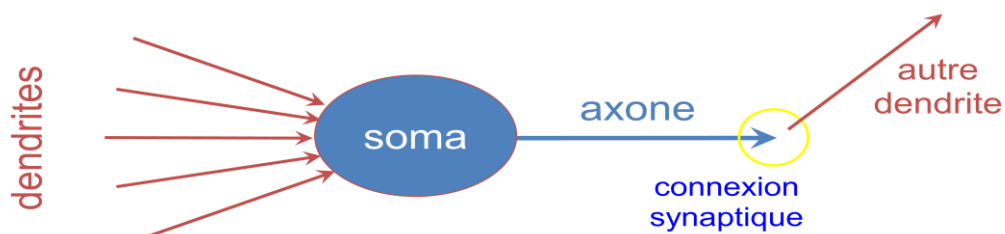


FIGURE II.2 : SCHEMA DE FONCTIONNEMENT D'UN NEURONE[26].



Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'action « Un signal électrique », le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs « Médiateurs chimiques », dans la fente synaptique. Les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Les neurotransmetteurs excitent « Neurotransmetteurs excitateurs » ou inhibent « neurotransmetteurs inhibiteurs » le neurone suivant et peuvent ainsi générer ou interdire la propagation d'un nouvel influx nerveux.

En effet, au niveau post-synaptique, sur la membrane dendritique, se trouvent des récepteurs pour les neurotransmetteurs.

Suivant le type de neurotransmetteur et le type des récepteurs, l'excitabilité du neurone suivant va augmenter ou diminuer, ce qui fera propager ou non l'information.

Les synapses possèdent une sorte de « Mémoire » qui leur permet d'ajuster leur fonctionnement. En fonction de leur « Histoire », c'est-à-dire de leur activation répétée ou non entre deux neurones, les connexions synaptiques vont donc se modifier.

#### **II.4 Du neurone biologique au neurone formel**

La première modélisation d'un neurone a été présentée par MAC CULLOCH et PITTS en 1943 « Le premier modèle mathématique de neurone », s'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle suivant : Un neurone formel fait une somme pondérée des potentiels d'actions qui lui parviennent « Chacun de ces potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurone qui l'a émis »; puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse « Sous forme de potentiel d'action » dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien « Loi du tout ou rien » [14].

On peut donner une analogie entre le neurone biologique et le neurone formel par le

schéma suivant :

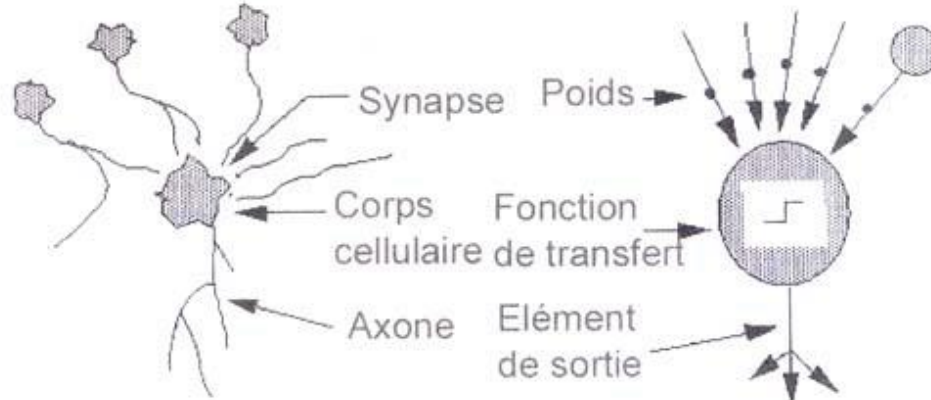


FIGURE II.3 : COMPARAISON ENTRE LE NEURONE BIOLOGIQUE ET LE NEURONE

### II.5 Neurone formel « artificiel »

Le neurone artificiel « ou cellule » est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont. A chacune des entrées est associé un poids  $W_{kj}$  représentatif de la force de la connexion [14].

Il suffit pour obtenir ce comportement de soustraire le seuil  $\theta_k$  à la somme des entrées, et de faire passer le résultat par la fonction de transfert du neurone  $\varphi(\cdot)$ . Le résultat après transfert est doté d'une sortie unique  $y_k$  « Pour chaque processeur élémentaire », qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval. À chaque connexion est associé un poids « Voir Figure II.4 ».

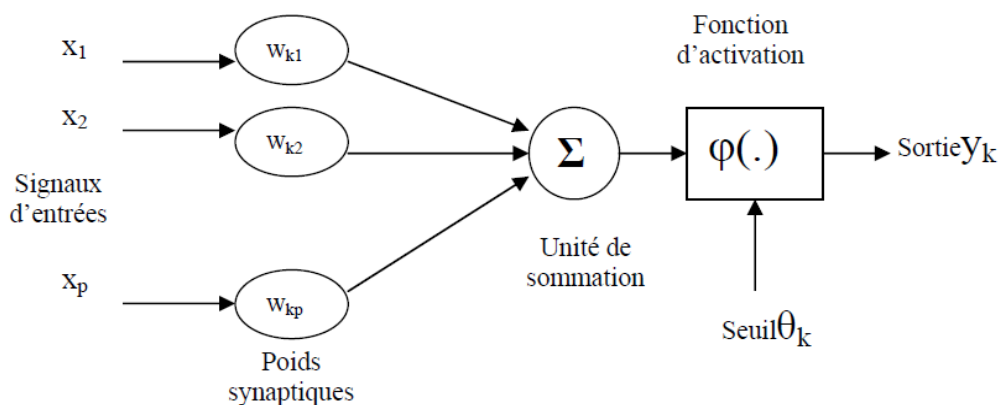


FIGURE II.4 : REPRESENTATION GRAPHIQUE D'UN NEURONE FORMEL [15].

Mathématiquement le neurone est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées. La sortie du neurone est donnée par l'expression (II. 1) suivante :

$$y_k = \varphi \left( \sum_{j=1}^p W_{kj} \cdot X_j - \theta_k \right) \quad (\text{II. 1})$$

Où :

$X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ : sont des entrées ;

$W_{k1}, W_{k2}, W_{k3}, \dots, W_{kp}$  : Poids synaptiques du neurone k ;

$y_k$  : Sortie d'activation ;

$\theta_k$  : Seuil ;

$\varphi(\cdot)$  : Fonction d'activation ;

## II.6 Fonctions de transfert « appelées aussi la fonction d'activation »

La fonction de transfert permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Différentes fonctions de transfert peuvent être utilisées comme fonction d'activation du neurone, citons à titre d'exemple quelques fonctions souvent utilisées [14] :

### II.6.1 Fonction binaire à seuil [15]

On trouve les fonctions suivantes :

#### A. Fonction Heaviside

Définie par (II. 2) :

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II. 2})$$

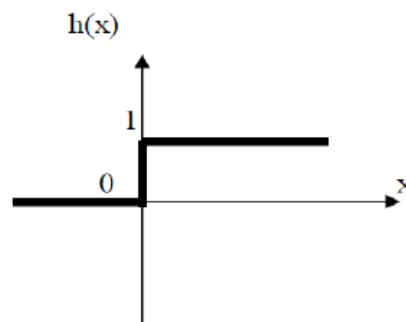


FIGURE II.5 : FONCTION HEAVISIDE.

## B. Fonction Signe « Sa valeur comprise entre 1 et -1 »

Définie par (II.3):

$$Sgn(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II. 3})$$

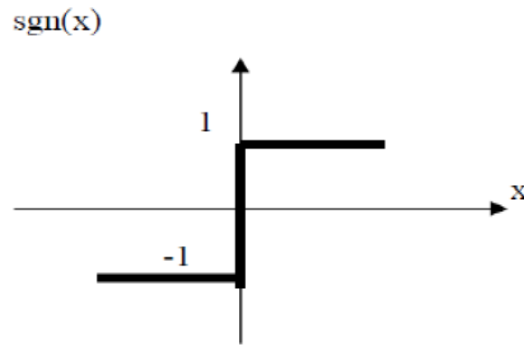


FIGURE II.6 : FONCTION SIGNE.

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs.

### II.6.2 Fonction linéaire [15]

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie (II.4) par :

$$F(x) = x \quad (\text{II. 4})$$

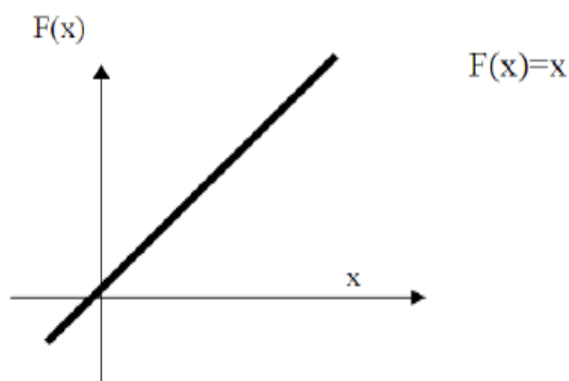


FIGURE II.7 : FONCTION LINEAIRE.

### II.6.3 Fonction linéaire à seuil ou multi-seuils [15]

On peut la définir (II. 5) comme suit :

$$F(x) = \begin{cases} x & x \in [u, v] \\ v & x \geq v \\ u & x \leq u \end{cases} \quad (\text{II. 5})$$

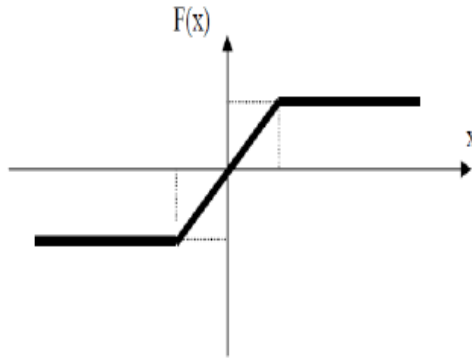


FIGURE II.8 : FONCTION LINEAIRE A SEUIL[15].

Cette fonction représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil « Entre ses deux barres », elle confère au neurone une gamme de réponses possibles. En modulant la pente de la linéarité, on affecte la plage de réponse du neurone.

### II.6.4 Fonction sigmoïde [15]

Elle est l'équivalent continu de la fonction linéaire. Etant continu, elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer « Ce type de fonction d'activation est plus utilisé car elle est simple », elle est définie (II. 6) par :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II. 6})$$

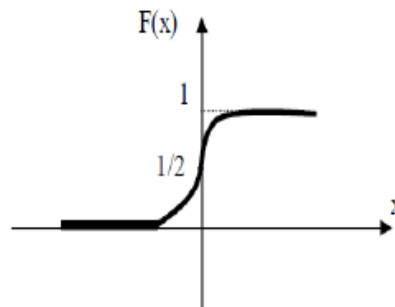


FIGURE II.9 : FONCTION SIGMOÏDE.

La fonction sigmoïde possède des propriétés importantes : elle n'est pas polynomiale et est indéfiniment continûment dérivable.

En outre, une propriété simple permet d'accélérer le calcul de sa dérivée, ce qui réduit le temps calcul nécessaire à l'apprentissage d'un réseau de neurones. On a en effet (II. 7):

$$\frac{d\varphi(x)}{dx} = \varphi(x)(1 - \varphi(x)) \quad (\text{II. 7})$$

### II.6.5 Fonction tangente hyperbolique

La fonction tangente hyperbolique, définie (II. 8) par :

$$\varphi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{II. 8})$$

Est aussi très utilisée en pratique, car elle partage avec la fonction sigmoïde certaines caractéristiques pratiques :

- Non polynomiale ;
- Indéfiniment continûment dérivable ;
- Calcul rapide de la dérivée par la formule(II. 9) :

$$\frac{d\varphi(x)}{dx} = 1 - (\varphi(x))^2 \quad (\text{II. 9})$$

## II.7 Propriétés des réseaux de neurones [14]

On peut citer les propriétés suivantes :

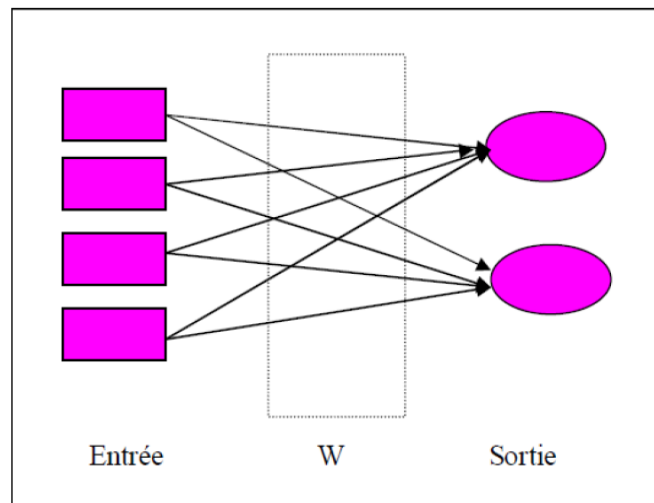
### II.7.1 Architecture des réseaux

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité « Réseau à connexion complète ».

#### A. Réseau monocouche

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche

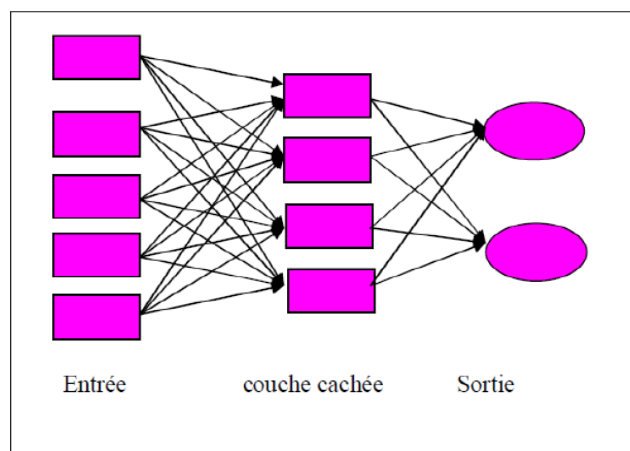
modifiable de poids « Figure II.10 ».



*FIGURE II.10 : RESEAU MONOCOUCHE[15].*

## B. Réseau multicouches

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information « De l'activation » au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées « Figure II.11 ».



*FIGURE II.11 : RESEAU MULTICOUCHE[15].*

### C. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau « La connexion est affectée aussi à lui-même » « Figure II.12 ».

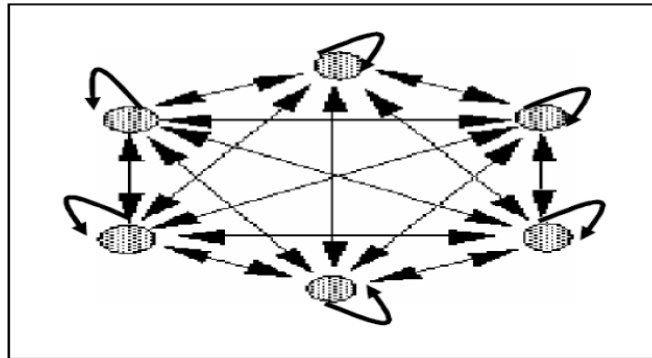


FIGURE II.12 : RESEAU A CONNEXION COMPLETE[15].

### D. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique « Figure II.13 ».

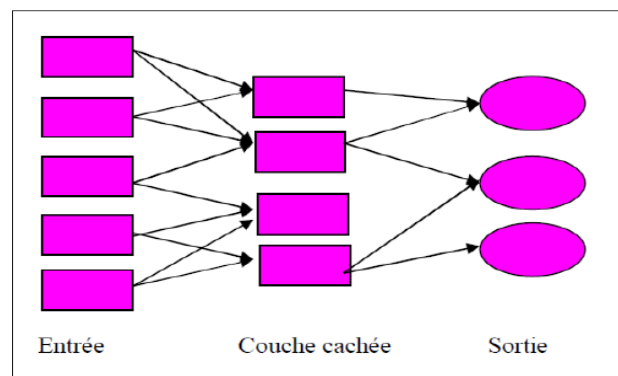


FIGURE II.13 : RESEAU A CONNEXIONS LOCALES[15].

## II.7.2 Modèles des réseaux de neurones

Il existe différents types de neurones :

### A. Modèle de HOPFIELD

Le modèle de HOPFIELD fut présenté en 1982. Ce modèle très simple est basé sur le



principe des mémoires associatives.

C'est d'ailleurs la raison pour laquelle ce type de réseau est dit associatif « Par analogie avec le pointeur qui permet de récupérer le contenu d'une case mémoire ».

Le modèle de HOPFIELD utilise l'architecture des réseaux entièrement connectés et récurrents « Dont les connexions sont non orientées et où chaque neurone n'agit pas sur lui-même ». Les sorties sont en fonction des entrées et du dernier état pris par le réseau.

## B. Modèle KOHONEN

Ce modèle a été présenté par KOHONEN en 1982 en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions. Les cartes de KOHONEN sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une en sortie.

Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie « Figure II.14 ».

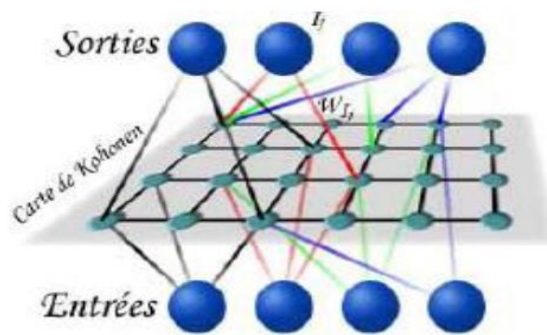


FIGURE II.14 : ARCHITECTURE D'UN MODELE DE

Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace d'une ou de deux dimensions en général, chaque neurone possède donc des voisins dans cet espace. Chaque neurone de la couche de sortie possède des connexions latérales récurrentes dans sa couche « Le neurone inhibe les neurones éloignés et laisse agir les neurones voisins ».

## C. Modèle PERCEPTRON

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue FRANK ROSENBLAT à la fin

des années 50. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général. Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches :

Une couche d'entrée « La rétine », fournit des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie « couche de décision », représentant les exemples à mémoriser. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent « Figure II.15 ».

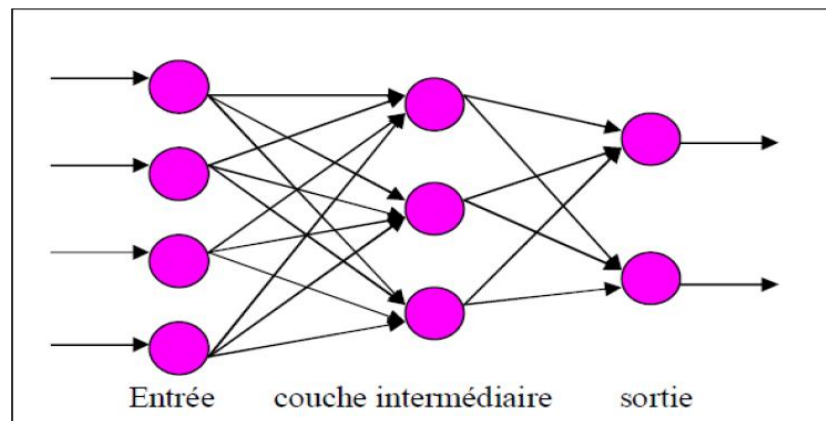


FIGURE II.15 : MODELE DU PERCEPTRON[26].

## II.8 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Une caractéristique des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre « Par exemple à reconnaître une lettre, un son... ». Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ.

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement.

Durant cette phase de fonctionnement, le réseau adapte sa structure « Le plus souvent, les poids des connexions » afin de fournir sur ses neurones de sortie

les valeurs désirées. Cet apprentissage nécessite des exemples désignés aussi sous l'appellation d'échantillon d'apprentissage ainsi qu'un algorithme d'apprentissage.

Après initialisation des poids du réseau « En général des valeurs aléatoires », il y a présentation des exemples au réseau et calcul des sorties correspondantes. Une valeur d'erreur ou de correction est calculée et une correction des poids est appliquée [14].

### II.8.1 Méthodes d'apprentissage

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit « Supervisé » ou « non supervisé ».

#### A. Mode non supervisé « LOI DE HEBB »

On présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise.

L'apprentissage est qualifié de non supervisé lorsque seules les valeurs d'entrée sont disponibles « On ne donne pas la sortie désirée au réseau ». Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrée similaires « De même nature ».

On peut schématiser ce genre d'apprentissage par le schéma suivant :

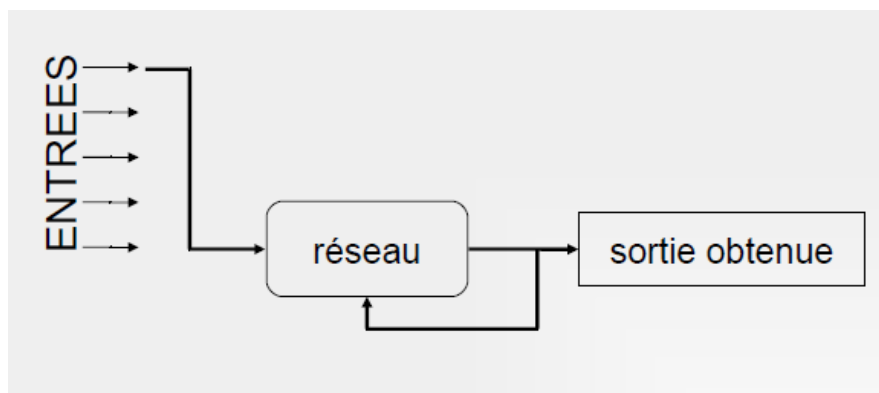
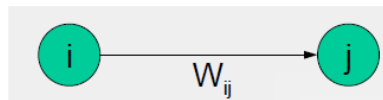


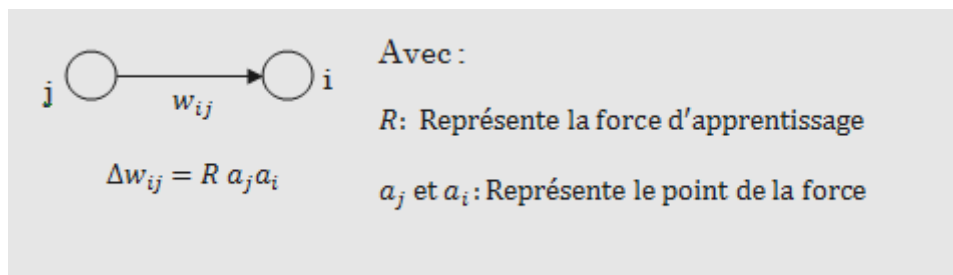
FIGURE II.16 : SCHEMA D'APPRENTISSAGE EN MODE NON

**LOI DE HEBB:**

$$\Delta w_{ij} = R a_i a_j \tag{II.10}$$



Si deux unités connectées sont actives simultanément, le poids de leur connexion  $w_{ij}$  est augmenté ou diminué.  $R$  est une constante positive qui représente la force d'apprentissage.



**B. Mode supervisé « Règle d'apprentissage de perceptron »**

L'apprentissage est dit supervisé lorsque les exemples sont constitués de couples de valeurs du type : « Valeur d'entrée, valeur de sortie désirée ».

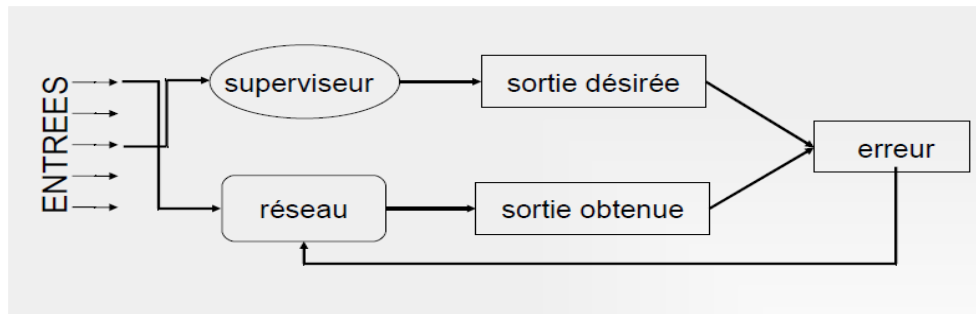
Le réseau de neurones choisi dans ce mode est celui de perceptrons multicouches PMC « MLP ». Puisqu'enous connaissons en certains points la sortie du réseau en fonction des entrées correspondantes.

Cette étape consiste en un entraînement du réseau de neurones « voir Figure II.17 ». Nous présentons au réseau la matrice d'entrée  $H$  et la matrice de sortie  $Y$  correspondante à  $H$ . Ces entrées peuvent être normalisées « ne contenant que des 0 et 1 » pour éviter la domination des grandes valeurs sur les petites et aussi la normalisation aide l'apprentissage pour être plus rapide et plus performant.

Ensuite, nous lui demandons de modifier sa pondération de telle sorte que l'erreur commise entre la sortie calculée et la sortie désirée soit minimisée.



**FIGURE II.17 : APPRENTISSAGE DU RESEAU DE**



**FIGURE II.18 : SCHEMA D'APPRENTISSAGE EN MODE SUPERVISE[15].**

Pour la couche de sortie, on peut appliquer l'apprentissage du perceptron « MLP », mais comment modifier les poids pour les connexions qui ne sont pas en relation avec un neurone de sortie? Le problème est l'obtention d'une estimation de la valeur désirée pour chaque neurone de la couche cachée. Ils utilisent pour modifier leurs poids, un algorithme de rétro-propagation du gradient « Back-propagation ». Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique.

## II.9 Algorithme de la rétro-propagation du gradient

Le réseau utilisé pour l'application de l'algorithme rétro-propagation est le perceptron multicouches [14].

La méthode d'apprentissage est : supervisée

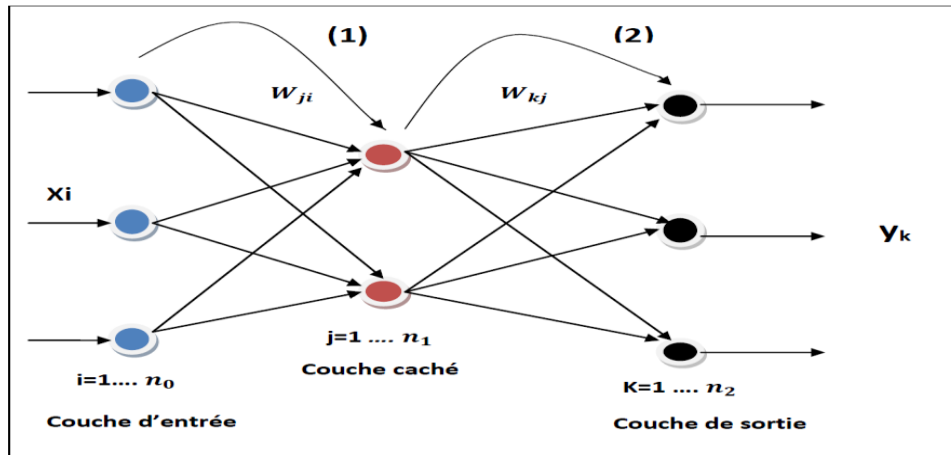


FIGURE II.19 : EXEMPLE D'UN RESEAU SIMPLE « RETRO-PROPAGATION » [15].

### II.9.1 Calcul de l'entrée de chaque neurone caché

On calcul pour chaque neurone de la couche cachée la somme pondérée des valeurs de sortie des neurones de la couche d'entrée (II.11) « L'activation du neurone  $j$  »:

$$\text{pour } j = 1 \dots n_1 : a_j^{(1)} = \sum_{i=1}^{n_0} W_{ji} \cdot x_i \quad (\text{II.11})$$

On calcule la valeur de sortie de chaque neurone de la couche cachée en bridant la somme pondérée correspondante (II.12) :

$$x_j^{(1)} = f(a_j^{(1)}) \quad (\text{II.12})$$

### II.9.2 Calcul de l'entrée de chaque neurone de sortie et sa fonction d'activation

On calcul pour chaque neurone de la couche de sortie la somme pondérée des valeurs de sortie des neurones de la couche cachée « L'activation du neurone  $k$  » :

$$a_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{n_1} W_{kj} \cdot x_j^{(1)} \quad (\text{II.13})$$

On calcul la valeur de sortie de chaque neurone de la couche de sortie en

bridant la somme pondérée correspondante (II. 14) :

$$y_k = f(a_k^{(2)}) \quad (\text{II. 14})$$

### II.9.3 Calcul de l'erreur

#### A. Fonction coût

On présente un exemple  $x = [x_1 \dots x_{n_0}]$  « avec  $y^{\text{des}}$  sortie désirée »

On calcul la sortie correspondante (II. 15):

$$y_k = [y_1 \dots \dots y_{n_2}] \quad (\text{II. 15})$$

Erreur(II. 16) :

$$e_k = y_k^{\text{des}} - y_k \quad (\text{II. 16})$$

Fonction coût associée à l'exemple (II. 17) « Erreur quadratique »:

$$J_{\text{exemple}} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_2} e_k^2 \quad (\text{II. 17})$$

Coût global (II. 18):

$$J = \sum_{l=1}^n J_{(\text{exempl}e_l)} \quad (\text{II. 18})$$

### II.9.4 Calcul du gradient [16]

Le but de cette méthode est de minimiser la fonction coût par rapport à chaque poids, ce qui revient à calculer la dérivée du coût global par rapport à chaque poids (II. 19):

$$\frac{\partial J}{\partial w} \quad (\text{II. 19})$$

Mise à jour de  $w_{ji}$  et  $w_{kj}$  selon la règle delta:  $\Delta w = -\eta \frac{\partial J}{\partial w}$

Où  $\eta$  est une constante réelle positive « Constante d'apprentissage ou

coefficient d'apprentissage ».

Calcul de (II. 20):

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} \text{ et } \frac{\partial J}{\partial w_{kj}} \quad (\text{II. 20})$$

### A. Couche de sortie

On calcule (II. 21) de cette façon :

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial J}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial a_k^{(2)}} \frac{\partial a_k^{(2)}}{\partial w_{kj}} \quad (\text{II. 21})$$

On a :

$$\frac{\partial J}{\partial y_k} = -(y_k^{des} - y_k) \text{ car } J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_2} (y_k^{des} - y_k)^2 \quad (\text{II. 22})$$

$$\frac{\partial y_k}{\partial a_k^{(2)}} = f'(a_k^{(2)}) \text{ car } y_k = f(a_k^{(2)}) \quad (\text{II. 23})$$

$$\frac{\partial a_k^{(2)}}{\partial w_{kj}} = x_j^{(1)} \text{ car } a_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{n_1} w_{kj} \cdot x_j^{(1)} \quad (\text{II. 24})$$

Posons :

$$Err_k = \frac{\partial J}{\partial a_k^{(2)}} = -(y_k^{des} - y_k) \cdot f'(a_k^{(2)}) \quad (\text{II. 25})$$

Donc :

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = Err_k \cdot x_j^{(1)} \quad (\text{II. 26})$$

### B. Couche cachée « Revient à calculer l'inverse « sorties et cachés » »

Le changement des poids  $w_{ji}$  change  $x_i^{(1)}$  et ce dernier change chaque entrée des cellules de la couche de sortie. Le changement de  $j$  avec un changement de  $w_{ji}$  est la somme des changements de chaque cellule de sortie.



Calcul de (II. 27):

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \sum_{k=1}^{n_2} \frac{\partial J}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial a_k^{(2)}} \frac{\partial a_k^{(2)}}{\partial x_j^{(1)}} \frac{\partial x_j^{(1)}}{\partial a_j^{(1)}} \frac{\partial a_j^{(1)}}{\partial w_{ji}} \quad (\text{II. 27})$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \sum_{k=1}^{n_2} -(y_k^{des} - y_k) \cdot f'(a_k^{(2)}) \cdot w_{kj} \cdot f'(a_j^{(1)}) \cdot x_i \quad (\text{II. 28})$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = \sum_{k=1}^{n_2} Err_k \cdot w_{kj} \cdot f'(a_j^{(1)}) \cdot x_i \quad (\text{II. 29})$$

Posons :

$$Err_j = \sum_{k=1}^{n_2} Err_k \cdot w_{kj} \cdot f'(a_j^{(1)}) \quad (\text{II. 30})$$

Donc :

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = Err_j \cdot x_i \quad (\text{II. 31})$$

## II.9.5 Changement des poids

### A. Couche de sortie

Le calcul se fait comme suit :

$$\begin{aligned} w_{kj(nouveau)} &= w_{kj} + \Delta w_{kj} \Rightarrow w_{kj(nouveau)} = w_{kj} - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{kj}} \\ &\Rightarrow w_{kj(nouveau)} = w_{kj} - \eta Err_k x_j^{(1)} \quad (\text{II. 32}) \end{aligned}$$

### B. Couche cachée

$$\begin{aligned} w_{ji(nouveau)} &= w_{ji} + \Delta w_{ji} \Rightarrow w_{ji(nouveau)} = w_{ji} - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{ji}} \\ &\Rightarrow w_{ji(nouveau)} = w_{ji} - \eta Err_j x_i \quad (\text{II. 33}) \end{aligned}$$

## II.10 Minimum local et minimum global

Si on débute avec des poids correspondant au point B et si on minimise le

gradient, on rencontrera le minimum au point M1 « Minimum local » qui représente une solution sous optimale « Partielle » du réseau.

Si on débute au point A, on rencontrera le minimum au point M1 comme on peut le rencontrer au point Mg « Minimum global » qui représente la solution optimale du réseau « l'algorithme de gradient peut converger ou diverger, tout est basé sur le choix initial » [14].

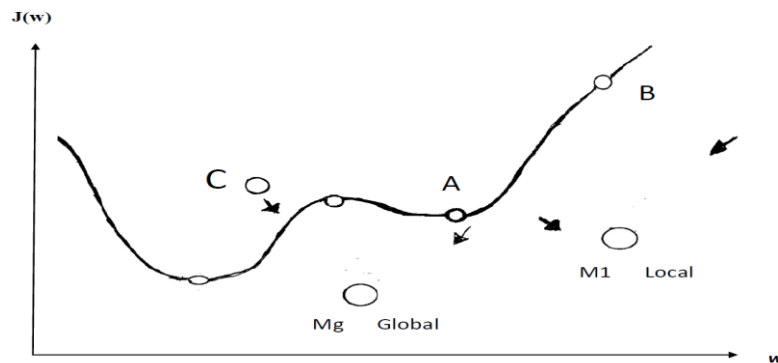


FIGURE II.20 : GRAPHE DE LA FONCTION D'ERREUR [15].

Si on débute au point C, on rencontrera le minimum au point Mg. Dans la phase d'apprentissage, la solution qui sera obtenue pourra être optimale ou sous optimale sans aucune certitude car la courbe de l'erreur n'est pas connue.

On conclut que le choix des poids initiaux influence sur la convergence du réseau « Le point C étant la meilleure initialisation des poids ». Pour remédier à ce problème, on peut répéter l'apprentissage avec des poids initiaux différents.

## II.11 Mise en œuvre et Application des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées ; ils peuvent approcher toute fonction de régression si l'on trouve un réseau de neurones qui rend minimum la fonction coût « Somme des carrés des différences entre les valeurs calculées par le réseau de neurones et les valeurs mesurées » [14].

La mise en œuvre d'un réseau de neurones nécessite :

- La détermination des entrées pertinentes : les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collection des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de couches cachées nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante.
- L'estimation des valeurs des paramètres correspondant à un minimum de la fonction coût, c'est-à-dire effectuer un apprentissage.
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

Le gradient permet de diriger la solution vers une minimisation de la fonction erreur. Dans les cas non linéaires « Des réseaux avec beaucoup de neurones » il y aura des minimums locaux.

L'objectif est d'atteindre le minimum global ; dans ce cas la fonction erreur est extrêmement complexe ; il y a alors un risque pour que le réseau converge vers un minimum local. Les poids initiaux sont aléatoires. Ceci assure que la solution débute en des endroits différents dans l'espace d'erreurs et ira dans des différentes directions. Un réseau qualifié est un réseau qui présente la meilleure convergence, ou la plus petite erreur RMS.

## II.12 Conclusion

Ce chapitre a permis de rappeler les propriétés principales des réseaux de neurones, ainsi que les différents algorithmes d'apprentissage automatique.

Le grand avantage des réseaux de neurones réside dans leur capacité d'apprentissage automatique, ce qui permet de résoudre des problèmes sans nécessiter l'écriture des règles complexes, tout en étant tolérant aux erreurs.

Cependant, ce sont des véritables boîtes noires qui ne permettent pas d'interpréter les modèles construits. En cas d'erreurs du système, il est quasiment impossible d'en déterminer la cause.

Aussi un aperçu sur l'amélioration de l'apprentissage en utilisant les réseaux de neurones en ce qui concerne la minimisation de l'erreur ainsi que l'optimisation de l'architecture.

---

# Chapitre III :

## Détection automatique d'expression faciale

---

## **CHAPITRE III:      DETECTION AUTOMATIQUE D'EXPRESSION FACIALE**

### **III.1 Introduction**

Les derniers progrès dans les technologies des ordinateurs ont permis d'améliorer la vie des humains grâce à l'intelligence artificielle. En effet, cette tendance a déjà incité un développement actifs dans l'intelligence des machines, la vision par ordinateur, par exemple, vise à reproduire la vision humaine. Traditionnellement, des systèmes de vision par ordinateur ont été utilisés dans des tâches spécifiques telles que les tâches visuelles répétitives fastidieuses d'inspection dans des tâches de montage. Le développement actuel dans ce domaine se dirige vers des applications de vision plus généralisées telle que la reconnaissance de visage. Pour munir bien notre projet il est nécessaire d'appliquer et simulé l'algorithme de reconnaissance, ce dernier fera l'objet des points suivants :

- Moyenne de niveau de gris cumulé entre un ensemble des images.
- La méthode de corrélation.
- La méthode de PCA.

### **III.2 Détaille d'approche de reconnaissance automatique**

La détection automatique de visage est apportée par la approche globale suivante :

#### **III.2.1 Approche générale utilisée**

Notre approche utilisée est représenté par la figure III.1, regroupe les étapes suivantes (prétraitement d'image, détection et extraction des paramètres d'image par un descripteur, classification d'image par le réseau de neurone). Un système de reconnaissance de visage 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. On peut représenter les systèmes de reconnaissance par le diagramme suivant [3] :

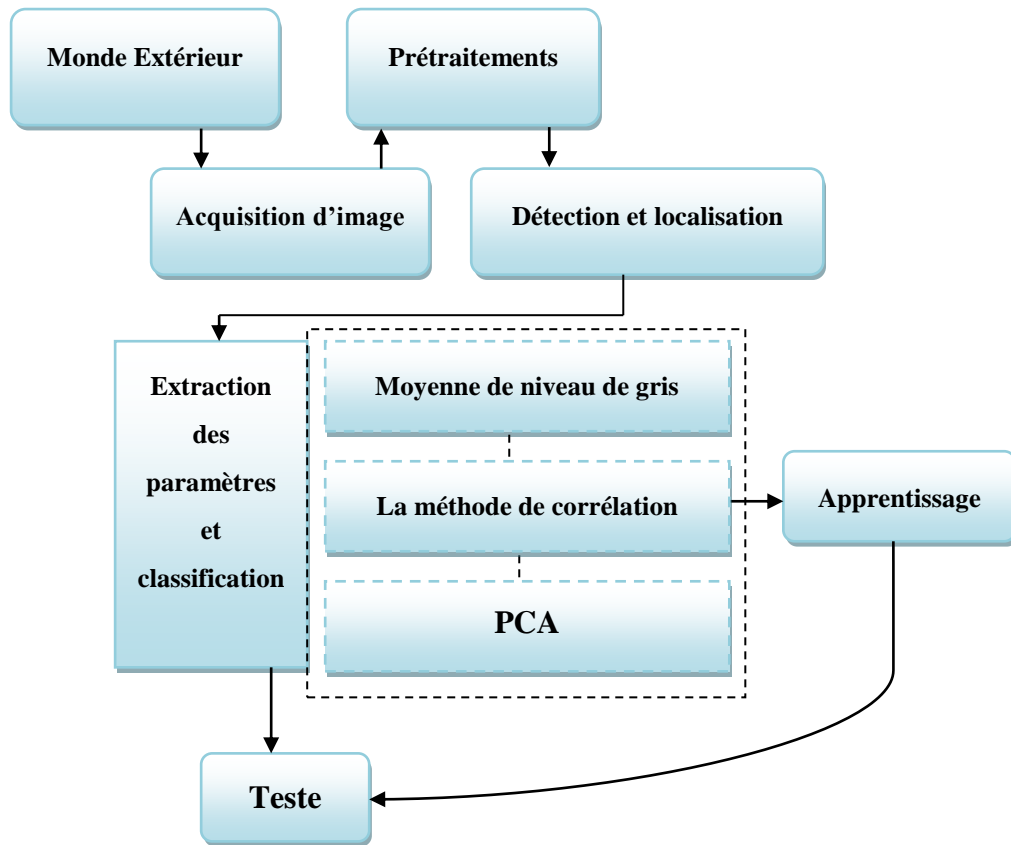


FIGURE III.1 : SYSTEME PROPOSEE POUR LA RECONNAISSANCE FACIALE.

### III.2.2 Contribution

Dans ce projet nous arrivons à réaliser une approche dynamique et autonome de détection d'expression faciale par le réseau de neurone artificiel, et une implémentation électronique en utilisant le temps réel, cette application a pour but de réaliser un système ou une carte dans la nature embarquée. Aussi à faire la détection par les trois principes (Moyenne de niveau de gris, méthode de corrélation, et PCA).

Le but est de faire une comparaison entre les trois méthodes, et de déterminer la robustesse entre eux, pour plus de détail on va à développer la contribution dans les sections qui suivent.

#### III.2.2.1 Prétraitement d'image

Les données brutes issues des capteurs sont les représentations initiales des données, à partir desquelles des traitements permettent de construire celles qui seront utilisées pour la reconnaissance. L'image brute peut être affectée par différents facteurs causant ainsi sa

détérioration, elle peut être bruitée, c'est à dire contenir des informations parasites à cause des dispositifs optiques ou électroniques. Pour pallier à ces problèmes, on utilise l'amélioration des images par filtrage.

**Le filtrage médian :** est une opération non linéaire souvent utilisée dans le traitement d'image pour réduire le bruit de "sel et de poivre". Un filtre médian est plus efficace que la convolution lorsque le but est de réduire simultanément le bruit et de préserver les bords.



*FIGURE III.2 : IMAGE ORIGINALE*



*FIGURE III.3 : IMAGE FILTRE*

**Histogramme d'image :** On a déjà parlé de l'histogramme dans le chapitre I, voici un exemple d'une image facial qui appartient à la base de données qu'on a utilisé.



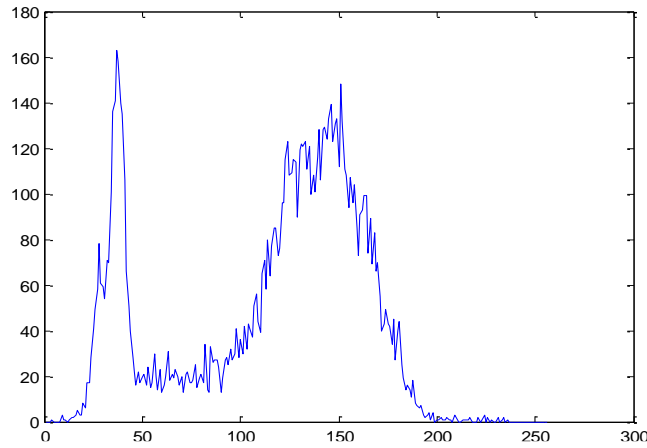
*FIGURE III.4 : IMAGE GRIS ORIGINALE*



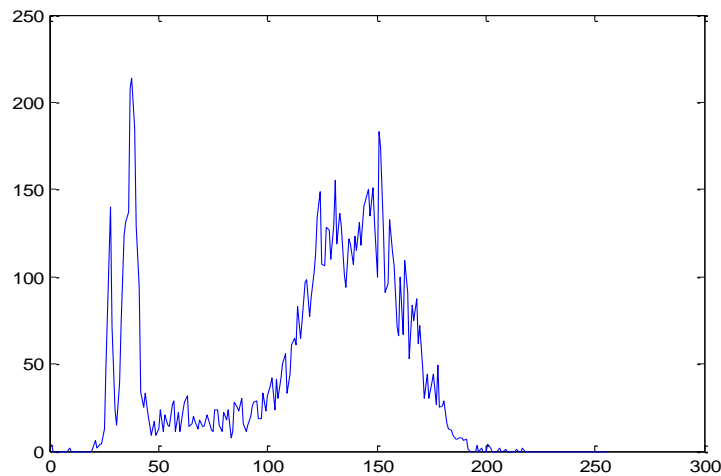
*FIGURE III.5 : IMAGE FILTRE*

La distribution de niveaux de gris de cette image est moyenne est uniforme. La distribution des radiométries dans une image est rarement gaussienne, les histogrammes sont bidimensionnels.





*FIGURE III.6 : HISTOGRAMME D'UNE IMAGE GRIS ORIGINALE*



*FIGURE III.7 : HISTOGRAMME D'UNE IMAGE FILTRÉE*

### **III.2.2.2 Détection puis localisation**

Les systèmes de reconnaissance de visages sont complexes. La difficulté réside notamment dans la partie détection automatique du visage, bien que nous développons surtout la partie reconnaissance, il est intéressant de parler de l'étape de détection automatique du visage qui est très importante dans un système de reconnaissance. Ce qui rend la détection de visages dans une image très difficile, c'est surtout la complexité du décor, les variations de poses, les conditions de lumières généralement inconnues, etc. Il existe plusieurs méthodes qui peuvent être appliquées à la détection automatique des visages [4]. Il faut détecter la présence d'un visage dans l'image, ensuite le localiser en vue d'extraire les traits pour le caractériser et le différencier des autres. Le résultat de cette étape est l'obtention de la partie d'image à traiter.



**FIGURE III.8** ILLUSTRATION DES RESULTATS DE SIMULATION PAR OPENCV

Nous avons réalisé une application avec un IDE nommé (PROCESSING) à l'aide d'une Bibliothèque de traitement (OPENCV) (open source computer vision); cette dernière nous facilite la tâche pour traiter le flux vidéo de la caméra car elle est très riche de fonctionnalité et elle contient plein de code prêt à utiliser pour des applications de traitement d'image.

Dans notre application nous avons utilisé un code de cette bibliothèque qui permet d'encadrer le visage par un rectangle rouge c'est-à-dire un code de reconnaissance facial, lorsque la caméra détecte un visage on voit l'apparition d'un rectangle sur l'écran qui suit le déplacement du visage.

Nous avons combiné ce code avec un autre pour réaliser une communication série de PROCESSING vers notre carte ARDUINO pour permettre le suivi de visage, lorsque le visage se déplace le servomoteur tourne avec un angle qui permet de garder toujours le visage au milieu de l'écran ( $X=0$ ) ; donc PROCESSING envoie à chaque fois les coordonnées du visage à la carte ARDUINO. On a ajouté un 2<sup>ème</sup> servomoteur à notre application pour qui permet de régler l'inclinaison de la caméra par rapport à l'axe des Y à l'aide d'un potentiomètre ; lorsque on varie la valeur de la résistance progressivement la caméra placée sur le servomoteur se déplace du bas vers le haut et vice versa.

Après avoir fait les étapes précédentes et associé toutes les parties, on a obtenu à la fin le produit schématisé dans la figure (III.10).

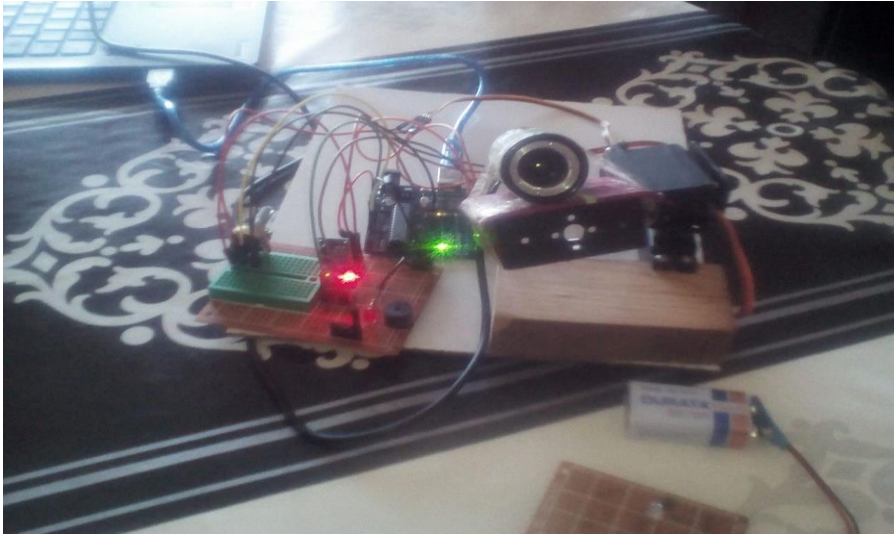


FIGURE III.11 : PHOTO REEL DE LA REALISATION.

### II.2.2.3 Extraction des paramètres et Classification

Dans cette étape on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase de Décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes. Ces informations seront ensuite classées, en d'autres termes, affectés à la classe la plus proche, les individus ayant des similarités sont regroupés dans la même classe. Ces classes varient selon le type de décision.

#### A. Extraction des caractéristiques d'image

Par ce terme nous entendons l'ensemble des méthodes permettant d'extraire des informations à partir d'images complexes sans connaissance a priori sur l'image, informations relatives à la texture mais aussi et surtout au contenu structurel de l'image.

#### 1. Extraction par moyenne de niveau de gris

L'extraction est obtenue par l'équation III.1 et III.2 suivante :

$$CI(j) = \frac{\sum_{n=1}^n NG(Img(i, j), n)}{n} \quad (III.1)$$

- $CI(j)$ : Caractéristique de l'image
- $NG$  :Niveau de gris
- $n$  : Nombre d'images

- $Img(i, j)$  : Pixels de l'image

Cette méthode consiste à calculer la somme de niveau de gris cumulé entre un ensemble d'images de toutes les personnes voir l'équation (2).

$$SCI = \sum_{k=1}^k CI(j, k) \quad (III.2)$$

- $SCI$ : Caractéristique d'images (somme de niveau de gris de l'ensemble d'images d'une personne).
- $k$ : Nombre de personnes

Ensuite on va classer les résultats dans un vecteur colonne.

## 2. Extraction par corrélation classique

L'extraction est obtenue par l'équation III.3 suivante :

$$CI(j) = \frac{\sum_{n=1}^n s(Img(i, j), n)}{n} \quad (III.3)$$

- $CI(j)$ : Caractéristique de l'image (l'écart type)
- $s$  : Écart type
- $n$  : Nombre d'images
- $Img(i, j)$  : Pixels de l'image

$$SCI = \sum_{k=1}^k CI(j, k) \quad (III.4)$$

- $SCI$ : Caractéristique d'images (somme de l'écart type de l'ensemble d'images d'une personne).
- $k$ : Nombre de personnes

Ensuite on va classer les résultats dans un vecteur colonne.

## 3. Extraction par PCA

Cette méthode utilise le système eigenface (basé sur l'analyse en composantes principales PCA) pour reconnaître les visages. Le processus de reconnaissance se résume dans les étapes suivantes :

- Initialisation : acquérir l'ensemble d'apprentissage des images de visage et calculer les visages propres qui définissent l'espace de visage.

- Lorsqu'une nouvelle image est présentée pour la reconnaissance, calculer un ensemble de poids en se basant sur l'image elle-même et sur l'ensemble des M visages propres, en projetant l'image d'entrée sur des visages propres.
- Classifier l'image en se basant sur la distance minimale entre sa projection dans l'espace de visage et la projection des images d'apprentissage.

## B. Résultats de classification obtenue par le réseau de neurone

Le type de NN utilisé est le feed-forward qui est un réseau multicouche, la figure suivante montre la structure interne de ce réseau.

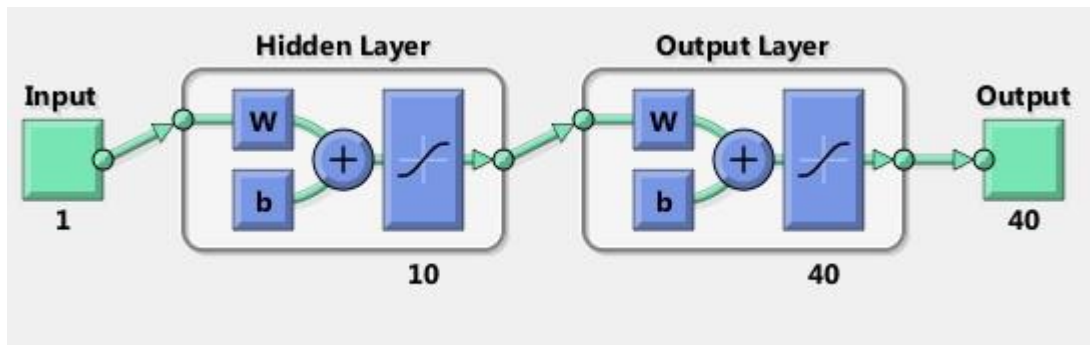


FIGURE III.12 : ARCHITECTURE INTERNE DU RESEAU DE NEURONE UTILISE DANS L'APPLICATION

Les tableaux ci-dessus présentent les résultats de réseau de neurone des 3 approches, la moyenne du niveau de gris cumulé entre un ensemble des images, méthode de corrélation, et la méthode de PCA respectivement pour les 5 premières personnes.

IMAGES	IMG1	IMG2	IMG3	IMG4	IMG5
IMG1	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
IMG2	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
IMG3	0.0000	0.0003	0.9998	0.0008	0.0000
IMG4	0.0000	0.0001	0.0003	0.9998	0.0001
IMG5	0	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000

TABLEAU III.1 : RESULTAT DE RESEAU DE NEURONE DE L'APPROCHE MOYENNE DE NIVEAU DE GRIS CUMULE ENTRE UN ENSEMBLE DES IMAGES.

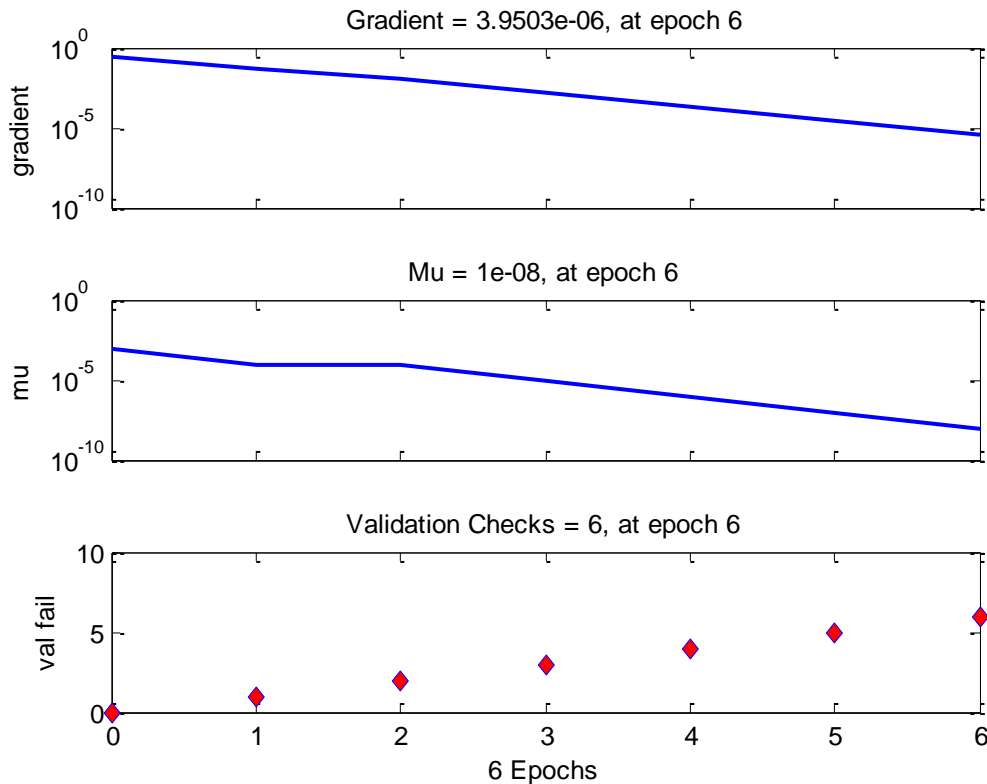
IMAGES	IMG1	IMG2	IMG3	IMG4	IMG5
IMG1	0.9991	0.0000	0.0001	0.0201	0.0071
IMG2	0.0000	0.9999	0.0142	0.0392	0.0071
IMG3	0.0000	0.0000	0.9872	0.0615	0.0068
IMG4	0.0000	0.0001	0.0007	0.9971	0.0032
IMG5	0.0040	0.0000	0.0000	0.0000	0.9996

TABLEAU III.2 :RESULTAT DE RESEAU DE NEURONE DE L'APPROCHE DE CORRELATION CUMULE ENTRE UN ENSEMBLE DES IMAGES.

IMAGES	IMG1	IMG2	IMG3	IMG4	IMG5
IMG1	0.9983	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
IMG2	0.0000	0.9823	0.0000	0.0000	0.0000
IMG3	0.0000	0.0000	0.9760	0.0000	0.0000
IMG4	0.0000	0.0001	0.0000	0.2770	0.0000
IMG5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0031

TABLEAU III.3 :RESULTAT DE RESEAU DE NEURONE DE L'APPROCHE PCA.

Les performances de réseau utilisé sont représentées dans les figures suivantes :



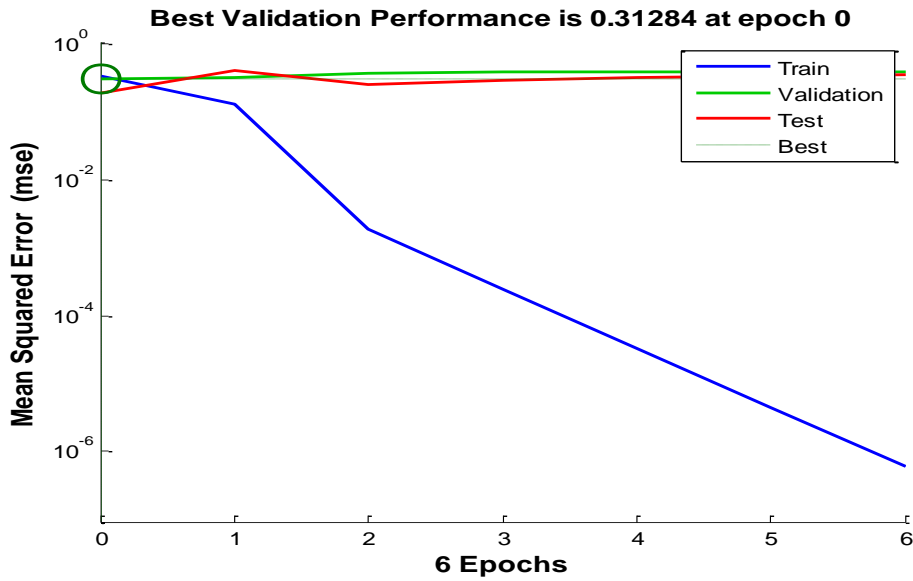


FIGURE III.13 : PERFORMANCE DE RESEAU UTILISE POUR L'APPRENTISSAGE.

### III.3 Comparaison

On se penche sur les trois méthodes utilisées, les tableaux suivants vont nous aider a développé une vision optimale sur la meilleur approche.

$$Taux = \frac{\text{Nombre de vrais image trouve}}{\text{nombre d'image traité}} \quad (III.5)$$

L'approche utilisée	Nombre d'image	Nombre de couche cache réseau	Nombre des points de caractéristique (dimension d'image)	Taux de probabilité (%)
Moyenne du niveau de gris cumulé	400	10	112*92	83.33
Méthode de corrélation	400	10	112*92	85.63
Méthode de PCA	400	10	112*92	90.7

TABLEAU III.4 : COMPARAISON PARTAUX DE RECONNAISSANCE ENTRE LES TROIS APPROCHES UTILISEES.

L'approche utilisée	La base de donne utilisée	Dimension d'image et nombre d'image	Temps de calculs (Sec)
Moyenne du niveau de gris cumulé	ORL	112x92/ 400 images	4.909987 seconds
Méthode de corrélation	ORL	112x92/ 400 images	14.258453 secondes
Méthode de PCA	ORL	112x92/ 400 images	19.291570 seconds

TABLEAU III.5 : COMPARAISON LE TEMPS DE CALCULS ENTRE LES TROIS APPROCHES UTILISEES.

Pour le temps de calculs on remarque que la méthode du niveau de gris cumulé est plus rapide, mais moins précis (taux de probabilité faible). Ce qui est l'inverse pour la méthode de PCA et corrélation, ce graphe résume cette comparaison.

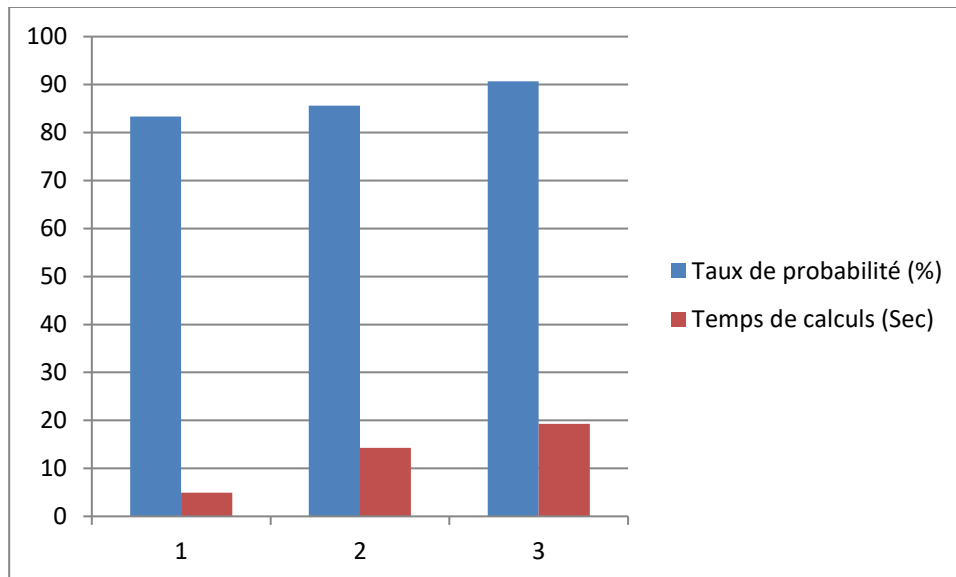


FIGURE III.14 : COMPARAISON DES PERFORMANCES ENTRE LES TROIS TECHNIQUES.

### III.4 Conclusion

Ce chapitre nous a permis à donner notre approche utilisé dans le cas de détection automatique de visage en utilisant les réseaux de neurones artificiels, cette dernière offre des résultats satisfaisants et intéressants.



---

# Conclusion générale

---

## CONCLUSION GÉNÉRALE

Nous avons traité, tout long de ce projet un problème de détection automatique d'expression faciale on analyse la scène, à savoir l'extraction de la région d'intérêt par une carte électronique en utilisant OPEN CV et une compilation sur logiciel processing, et amélioration des résultats de classification « réseaux de neurones artificiels ».

D'après les résultats des expériences, nous arrivant à faire une comparaison entre les techniques proposées, cette comparaison nous donne plusieurs observations :

D'abord, la technique la plus compliquée est précise mais le temps est important. En second lieu, plus que la technique est simple le temps de calculs est faible. Par la suite, nous évaluons les performances de l'approche proposée. Dans le but d'identifier et de déterminer l'approche optimale pour la détection et la reconnaissance automatique de visage.

Nous remarquons également que le système à tendance à une précision globale, peut encore être amélioré par l'introduction des facteurs de correction. Et nous remarquons que l'approche proposée, possède un taux de probabilité très faible. Nous proposons dans ce qui suit les orientations et améliorations futures pour ce problème.

Au niveau de la phase l'extraction des caractéristiques d'utiliser la technique de LDA pour aider la technique de PCA.

Comme dernière perspective nous proposons d'implémenter cet algorithme sur une carte de FPGA ou DSP, dans le but d'améliorer les performances de temps réel.

---

# Bibliographie

---

---

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] : CHAN, « *La colorimétrie* », Université Paris VIII, Edition 1998.
- [2]:HAMMADI AMARA et SAIDANI AMAR « *Segmentation d'images couleurs par les réseaux de neurones à application compétitif, (mémoire de fin d'étude d'ingénieur)* », Editions 2001.
- [3] : GILLES BUREL, « *Introduction au traitement d'images* », Edition Octobre 2001.
- [4]: S. A. DRURY, « *Image interpretation in geology, Tome 1* », second Edition 1993.
- [5]: A. BOUKHECHEBA et F. K BOUKHECHEBA, « *Contribution à la segmentation en régions par une approche neuronale, dans le cadre de la stéréovision par région, (mémoire de fin d'étuded'ingénieur)* », Editions 1996.
- [6]:A. KERIOUI et M. DJANI « *Application des réseaux de neurones à la compression d'images, (mémoire de fin d'étude d'ingénieur)* », Editions 1998.
- [7]:ANDRÉ MARION « *Introduction aux techniques de traitement d'images* », Editions EYROLLES.
- [8] : R.HORAUD et O.MONGA, « *Vision par ordinateur -outils fondamentaux* », Edition 1995.
- [9] : GERARD BLANCHET et MAURICE CHARBIT,« *Signaux et images sous MATLAB*, Edition septembre 2001.
- [10]:M.AKSAS et A.OULDI-AMI, « *Logiciel de traitement d'images interactif et évolutif,(Mémoire d'ingénieurs, institut d'électronique)* », UMMTO 1993.
- [11]:R.DEHBI et F.CCHERIFI, « *Segmentation d'images texturées par les statistiques de rangs des niveaux de gris, (Mémoire d'ingénieurs, Département d'Electronique, Faculté des sciences de l'ingénieur)* », UMMTO 1999.
- [12] : M.COSTER et J.L. CHERMANT, « *Précis d'analyse d'image* », Edition 2001.
- [13]:ERIC DAVALO et PATRICK NAÏM « *Les réseaux de neurones* », Edition

EYROLLES, Deuxième éditions 1993.

[14] :SENOUCI MOHAMED et BEGHADI HADJ ALI, «*Réseaux de neurones* », Edition décembre 2005.

[15]:Réseaux de neurones artificiels,« *Image téléchargée au niveau de internet sur le sitefile:///I:/système artificiels complexes/CRdNV8.ppt*».

[16] : NADIA MARTAJ et MOHAND MOKHTARI, « *MATLAB R2009, SIMULINK et STATEFLOW pour ingénieur, chercheurs et étudiants*», Edition 2010.

[17] ErikBartmann Le grand livre d'Arduino Broché – 29 mars 2018

---

# Annexe

---

## A. ARDUINO [17]

Le module Arduino est un circuit imprimé en matériel libre (plateforme de contrôle) dont nous trouvons un microcontrôleur programmé peut analyser et produit des signaux électrique de manière a effectué des taches très diverses. Arduino est utilisé dans beaucoup d'application comme l'électrotechnique industrielle et embarquée, le pilotage d'un robot commande des moteurs et faire des jeux de lumières communiquer avec l'ordinateur et commander des appareils mobiles (modélisme). Chaque module d'Arduino possède un régulateur de tension +5V et un oscillateur à quartz 16MHz (ou un résonateur céramique dans certains modelés)

Actuellement, il existe plus de 20 versions de module Arduino, parmi ces types, nous avons choisi une carte Arduino UNO (carte Basique). L'intérêt principal de cette carte est de faciliter la mise en œuvre d'une telle commande qui sera détaillée par la suite. L'Arduino fournit un environnement de développement s'appuyant sur des outils open source comme interface de programmation. L'injection du programme déjà converti par l'environnement sous forme d'un code « HEX » dans la mémoire du microcontrôleur se fait d'une façon très simple par la liaison USB. En outre, des bibliothèques de fonctions "clé en main" sont également fournies pour l'exploitation d'entrées-sorties. Cette carte est basée sur un microcontrôleur ATmega 328 et des composants complémentaires. La carte Arduino contient une mémoire morte de 1 kilo. Elle est dotée de 14 entrées/sorties digitales (dont 6 peuvent être utilisées en tant que sortie PWM), 6 entrées analogiques et un cristal à 16 MHz, une connexion USB et Possède un bouton de remise à zéro et une prise jack d'alimentation. La carte est illustrée dans la figure si dessous.



**FIGURE 1 : CARTE ARDUINO UNO**

L'utilisation de la carte arduino c'est la base de notre projet car d'une part nous allons programmée les déférentes composantes telle que le servomoteur, la LED et le détecteur de flamme et d'une autre part nous allons l'utilisée avec open cv et processing pour pourvoir suivi le visage.



**Résumé :**

Dans ce travail nous nous intéressons à l'analyse de la détection de visage dans une scène. Ces scènes se caractérisent par la présence des personnes dans le champ de vision des caméras. Le problème majeur est l'élaboration d'une approche de gestion autonome et une conception d'un système intelligent permettant de faire la détection automatique de visage. L'approche réalisée a été effectuée avec satisfaisants résultats.

*Mot clé : OPEN CV, PROSSING, visage, détection, système électronique, ARDUINO.*

**Abstract:**

In this work we are interested in the analysis of face detection in a scene. These scenes are characterized by the presence of people in the field of view of the cameras. The major problem is the development of an autonomous management approach and an intelligent system design for automatic face detection. The approach carried out was carried out with satisfactory results.

*Keywords: AOPEN CV, PROSSING, face, detection, electronic system, ARDUINO*