

## MÉMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du diplôme

## MASTER EN INFORMATIQUE

Spécialité : Systèmes d'informations

### Thème

---

# Classification des Chiffres Manuscrits avec Le Perceptron Multicouche

---

**Présenté par :**

☞ BOUKHIRA Hanane

☞ KHIDI Fatiha

**Encadrés par :**

☞ Mr. SIDAOUI Boutkhil

# Remerciements

*Merci mon Dieu de m'avoir donné la force, la patience et la volonté  
d'arriver au terme de ce travail.*

*Je tiens à remercier vivement Mr "SIDAOUI Boutkhal" d'avoir accepté  
de diriger ce travail, je le remercie infiniment pour sa patience et son  
soutien.*

*Mes remerciements vont également aux membres de jury d'avoir accepté de  
juger mon travail.*

*Je remercie également tous les enseignants de départements  
d'informatique.*

*En fin, je tiens à remercier les personnes qui nous ont apporté leur aide et  
qui ont contribué d'une façon ou d'une autre à l'élaboration de ce mémoire.*

*Merci à tous et à toutes*

# Dédicace

*Tout d'abord, je veux rendre grâce à Dieu, le Clément et le Très  
Miséricordieux pour son amour éternel.*

*Je dédie ce travail :*

*À mon chère père, qui m'a toujours soutenu,*

*À ma chère mère,*

*À mes chères sœurs et leurs enfants pour leurs encouragements  
constants et leur soutien moral,*

*À mes chers frères,*

*À mes chères amies, à tous ceux qui m'aiment et à tous ceux que  
j'aime.*

*Merci à tous d'être toujours à mes côtés.*

*Que Dieu vous accorde la santé,*

*le bonheur,*

*le courage,*

*et par-dessus tout, le succès .*

# Sommaire

## Table des matières

Remerciements

Dédicace

Table des matières

Listes des figures

Liste des tableaux

Introduction générale

Chapitre I :Ecriture manuscrite des chiffres

1. Introduction.....	4
2. La reconnaissance d'écriture manuscrite.....	4
3. Types et styles d'écritures .....	4
4. Différents aspects de reconnaissance .....	5
4.1 Production et reconnaissance.....	5
4.2 Reconnaissance en ligne / hors-ligne .....	5
4.2.1 Reconnaissance enligne .....	5
4.2.2 Reconnaissance hors-ligne .....	6
5. Images numérique.....	6
5.1 Caractéristiques d'une image numérique.....	6
5.2 Système de traitement d'images .....	7
6. Architecture d'un system de reconnaissance .....	8
6.1 Phase d'acquisition .....	8
6.2 Phase de prétraitement.....	8
6.2.1 La binarisation.....	9
6.2.2 Lissage.....	9
6.2.3 Normalisation.....	9
6.2.4 Squelettisation (Thinning) .....	10
6.3 Extraction de contours .....	11
6.4 Phase de Segmentation .....	11
6.5 Phase d'extraction de caractéristiques.....	12
6.5.1 Primitives structurelles .....	12
6.5.2 Primitives statistiques.....	13
6.5.3 Primitives globales .....	13
6.5.4 Primitives topologiques ou métriques.....	13
6.6 Phase de Classification .....	14

# Sommaire

## Chapitre II :Apprentissage Automatiqueet Perceptron Multicouches

Introduction .....	19
I- Apprentissage automatique.....	19
1. Principe .....	19
2. Domaines d'applications de l'apprentissage automatique :.....	19
3. Types d'apprentissage .....	20
3.1 Apprentissage supervisé .....	20
3.2 Apprentissage non-supervisé.....	20
3.3 Apprentissage semi-supervisé .....	21
3.4 Apprentissage partiellement supervisé (probabiliste ou non).....	21
3.5 Apprentissage par renforcement .....	21
4. Algorithmes d'apprentissage.....	21
4.1 Régression linéaire .....	21
4.2 Support Vector Machine .....	22
4.3 Classifieur du K plus proches voisins.....	23
4.4 Réseau de neurones .....	24
II- Réseaux de neurones et MLP .....	24
1. Introduction.....	24
2. Neurone biologique et neurone formel: .....	25
2.1 Neurone biologique : .....	25
2.2 Neurone formel : .....	26
2.3 Définitions d'un réseau de neurones artificiels .....	27
2.4 Fonctionnements .....	28
2.4.1 Propagation directe .....	28
2.4.2 Rétro-propagation .....	28
2.5 Propriétés: .....	29
3. Fonctions d'activations: .....	26
4. Architecture de réseaux de neurones .....	29
4.1 Réseaux de neurones non bouclés (directes/Statiques) :.....	30
4.1.1 Perceptron simple : .....	30
4.2 Réseaux récurrents.....	32
5. Avantage et limites des RNAs: .....	33
6. Application des RNAs: .....	33
7. Perceptron Multi Couche (PMC) .....	34
7.1 Architecture de P.M.C.....	35

# Sommaire

<b>7.2 Fonctionnement d'un réseau P.M.C.....</b>	<b>36</b>
<b>7.2.1 Apprentissage du P.M.C.....</b>	<b>36</b>
<b>7.2.2 Algorithme de rétro propagation.....</b>	<b>36</b>
<b>7.3 Applications :.....</b>	<b>37</b>
<b>8. Conclusion.....</b>	<b>39</b>
<b>Chapitre III :Implémentation et résultats</b>	
<b>1. Introduction.....</b>	<b>41</b>
<b>2. Environnements :MATLAB R2015b.....</b>	<b>42</b>
<b>3. Base d'image.....</b>	<b>42</b>
<b>5. Discussion de classification :.....</b>	<b>44</b>
<b>5.1 Phase d'apprentissage.....</b>	<b>44</b>
<b>5.2 Phase de test.....</b>	<b>45</b>
<b>6. Conclusion.....</b>	<b>46</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>48</b>
<b>Bibliographie.....</b>	<b>50</b>

## Listes des figures

Figure 1: Processus de production et de reconnaissance de documents. -----	5
Figure 2: Les deux types de reconnaissance (online, offline). -----	6
Figure 3: système de traitement numérique d'images -----	7
Figure 4: Architecture d'un système de reconnaissance des chiffres. -----	8
Figure 5: Exemple de la binarisation. -----	9
Figure 6: Exemple d'un chiffre manuscrit normalisé. -----	10
Figure 7: Exemple de deux types de redressement. -----	10
Figure 8: Exemple de squelettisation. -----	11
Figure 9: Exemple de Segmentation. -----	12
Figure 10: Exemple d'extraction de caractéristiques. -----	12
Figure 11: Division d'une image en zone. -----	13
Figure 12: Régression linéaire -----	22
Figure 13: Le principe du SVM -----	23
Figure 14: Le principe du KNN -----	23
Figure 15: Exemple de réseaux de neurones. -----	24
Figure 16: Cerveau humain -----	25
Figure 17: Neurone biologique -----	25
Figure 18: Neurone formel -----	26
Figure 19: Schéma de perceptron -----	30
Figure 20: Perceptron monocouche. -----	31
Figure 21: Réseau RBF. -----	32
Figure 22: Réseau multicouche. -----	35
Figure 23: l'architecture de notre système -----	41

## Liste des tableaux

Tableau 1: Quelques importantes fonctions d'activation -----	27
Tableau 3: Paramètres d'entrainements du modèle -----	45
Tableau 4: Résultats de test -----	46

# Introduction Générale

### **Introduction générale**

L'écriture est toujours au cœur des communications entre les hommes. A l'heure des interactions entre l'humain et la machine toujours plus sophistiquées et performantes à l'aide de boutons, de microphones ou de caméras, il est naturel de chercher à comprendre automatiquement l'écriture.

La reconnaissance des chiffres manuscrits apparaît comme un sujet de recherche toujours vaste. Deux grandes composant dans la chaîne de reconnaissance de l'écriture manuscrite : La première est une transcription de l'image dans une forme faisant intervenir des espaces vectoriels, cette étape résume l'essentiel de traitement d'image telle que : l'acquisition (scanning, numérisation), le prétraitement, la segmentation à des chiffres séparés ou segments reliés à un chiffre, l'extraction des caractéristiques. La deuxième est basée sur les méthodes d'apprentissage automatique pour construire un système de reconnaissance, en se basant sur les résultats de la première étape.

Notre objectif dans ce travail est le développement d'un modèle de classification pour reconnaître les chiffres manuscrits, en utilisant le perceptron multicouches (PMC), dont l'objectif d'augmenter la précision et réduire au maximum le temps d'apprentissage et de test.

Dans ce projet, on présente d'abord les différentes notions sur l'écriture manuscrite, la notion et les types d'apprentissage automatique, ainsi que les algorithmes d'apprentissage, en particulier le perceptron multicouches. En dernier lieu, on présente la partie implémentation et résultats.

De ce fait ce mémoire est organisé comme suit :

Une introduction générale, une conclusion et trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la présentation des concepts de base de l'écriture manuscrite.

Le deuxième chapitre représente dans sa première partie, des notions sur l'apprentissage automatique et les algorithmes d'apprentissage, la deuxième partie est consacré pour les réseaux de neurones, leurs principes de fonctionnements, types d'algorithmes et avantages et en dernier lieu on donne une présentation sur le réseau perceptron multicouche.

Et le dernier chapitre porte sur la réalisation et l'implémentation de notre cas de classification des chiffres manuscrits.

# **Chapitre I :**

## **Écriture manuscrite des chiffres**

## 1. Introduction

Les recherches sur la reconnaissance de l'écriture manuscrite et le traitement d'images est un domaine qui s'étend rapidement et indéfiniment évoquées par une places importantes dans le monde d'intelligence artificielle et qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années.

C'est ainsi que la reconnaissance de l'écriture manuscrite consiste une préoccupation dont la pertinence est incontestée par la communauté des chercheurs.

Dans ce chapitre, nous abordons les notions sur la reconnaissance d'écriture manuscrite et notions de base nécessaires à la compréhension des techniques de traitement d'images. Ensuite, nous allons donner un aperçu sur les différentes techniques connues dans ce domaine.

## 2. Reconnaissance d'écriture manuscrite

La reconnaissance automatique de l'écriture est une discipline en plein essor depuis deux décennies, consistant en développement et la création des systèmes capables de reconnaître toutes sortes d'écritures dans ses formes manuscrites et imprimées.

Grâce à la puissance considérable des performances des ordinateurs actuels, ce domaine connaît encore une évolution extrêmement rapide. Plusieurs approches et méthodes quasi standards de reconnaissance de l'écriture ont été également établies et perfectionnées, notamment pour les écritures latines et arabes.

Les systèmes de reconnaissance dépendent de plusieurs facteurs, à savoir, le nombre de descripteurs, le type ou le style d'écriture, la taille et le type de vocabulaire. Ces facteurs constituent des paramètres fondamentaux aussi bien pour leur mise en pratique que pour leur complexité de conception, ils se différencient aussi selon différents critères, par exemple leur mode de reconnaissance, c'est-à-dire par la stratégie suivie pour la localisation des unités de base de l'écriture dans les mots et de la nature des informations disponibles pour la reconnaissance. Nous présentons dans ce qui suit une revue des principaux facteurs et critères pilotant un système de l'écriture des chiffres.

## 3. Types et styles d'écritures

Le style d'écriture représente le type de la fonte ou la police utilisée pour l'imprimé.

Cependant, il s'agit de la façon avec laquelle chaque scripteur, produit le signal d'écriture qui lui est propre dans le cas de manuscrit. En effet, son écriture possède des caractéristiques intrinsèques qui sont différentes à celles d'autres scripteurs même si l'alphabet de base est le même. Cette variabilité de l'écriture dans ses différentes formes constitue une contrainte cruciale dans la reconnaissance.

La variété de l'écriture est due à des contraintes externes et internes.

- **Contraintes externes** : représentent le type d'écriture. Dans certains cas, le texte peut être pré-casé, zoné, guidé ou libre.
- **Contraintes internes** : elles sont les habitudes de chaque scripteur (les spécificités propres au scripteur).

L'écriture peut être scripte c.-à-d. une écriture à chiffres séparées, cursive dont les chiffres groupées sont liées, ou mixte qui constitue un compromis entre les deux types précédents.

#### 4. Différents aspects de reconnaissance

La première étape du système de reconnaissance consiste à convertir l'écriture manuscrite en quantités numériques adaptées au système de traitement avec un minimum de dégradations possibles. Tout dépend du type dispositifs d'acquisition et de données à traitées.

Nous allons présenter quelques aspects des systèmes de reconnaissance manuscrite telle que la différence entre la reconnaissance et la production et les différents types de systèmes de reconnaissance de l'écriture manuscrite selon le mode d'acquisition (Les systèmes de reconnaissance en ligne, Les systèmes de reconnaissance hors-ligne). [01]

##### 4.1 Production et reconnaissance

La reconnaissance consiste à transformer une image d'un document en une représentation sous forme d'un fichier informatique. On peut aussi dire que La reconnaissance est le processus inverse de la production. La figure 3 illustre les deux processus. Le document est saisi à l'aide d'un scanner ou caméra de manière à obtenir une image numérique.

Souvent, cette image contient des bruits. Cette image est ensuite prétraitée pour fournir une image épurée avec une représentation plus claire. [02]

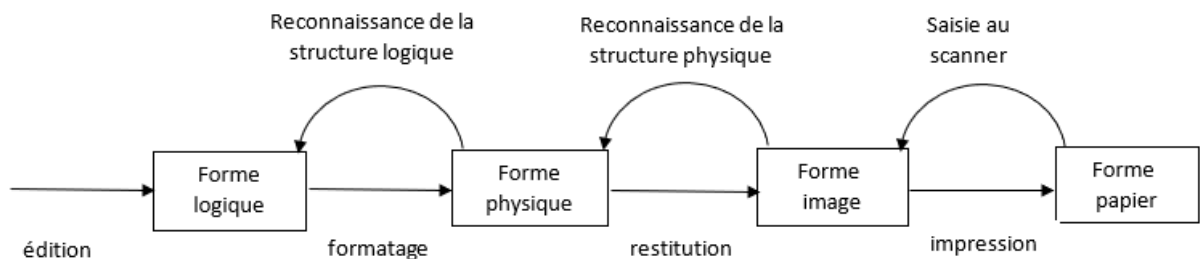


Figure 1: Processus de production et de reconnaissance de documents.[02]

##### 4.2 Reconnaissance en ligne / hors-ligne

Dans la reconnaissance de l'écriture manuscrite en ligne, l'acquisition de l'écriture se fait au cours du l'écriture, alors que dans la reconnaissance de l'écriture hors-ligne, l'acquisition se fait à partir d'un document papier numérisé par un scanner ou par caméra.

###### 4.2.1 Reconnaissance enligne

La reconnaissance en ligne, l'acquisition en temps réel à l'aide d'un stylo ou une tablette électronique.

Les systèmes de reconnaissance de l'écriture en ligne sont généralement plus faciles et plus efficaces que les systèmes de reconnaissance hors-ligne (Voir la figure 2).

La reconnaissance en ligne est principalement employée aux domaines de l'informatique industrielle et de sécurité tels que la certification d'auteur et la vérification de signature. [01]

#### 4.2.2 Reconnaissance hors-ligne

La reconnaissance hors-ligne, l'acquisition à l'aide d'un scanner ou d'une caméra pour acquérir une image binaire ou en niveaux de gris. Elle contient souvent des effets secondaires comme le bruit et la perte d'informations temporelles. Donc La reconnaissance de l'écriture hors-ligne est plus complexe (que celle qui est en ligne) (Voir la figure 2).

La reconnaissance hors-ligne est consacrée au traitement des chèques bancaires, le tri des courriers postaux, la lecture des formulaires commerciaux ...etc. [01]

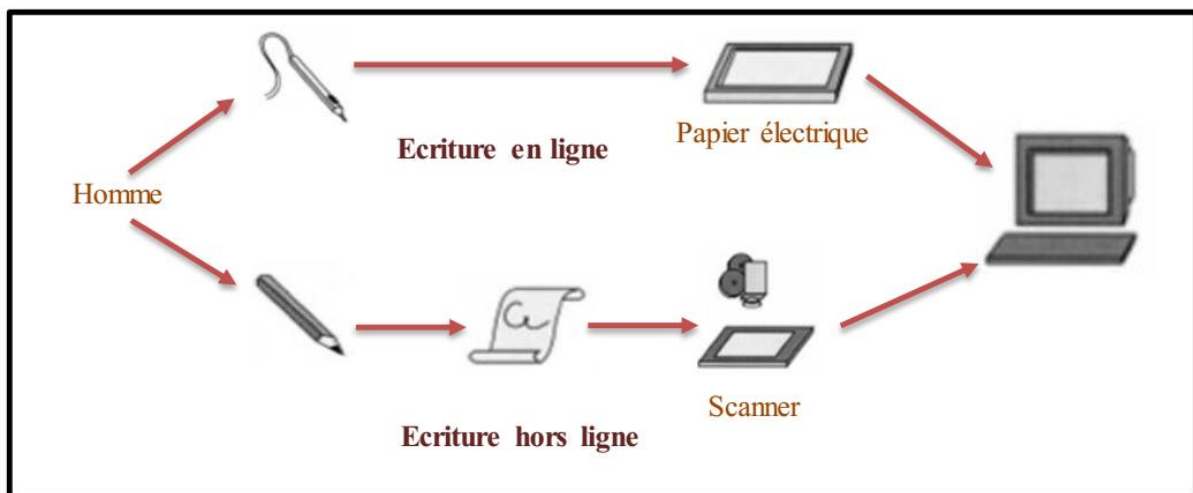


Figure 2: Les deux types de reconnaissance (online, offline). [03]

### 5. Images numérique

- Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x, y)$ .

- Les informations d'une image sont : nombre de lignes, nombre de colonnes, intensité (bits, niveaux de gris, niveaux de couleurs) et compression éventuelle.

- L'image est sauvegardée sous la forme d'un fichier informatique comportant : un nom (exemple : fleur) et un suffixe de 3 lettres (exemple : bmp, jpg ...).

- Il existe deux formats d'image : matricielle et vectorielle.

- Les trois grands types de couleurs pour une image numérique : le noir et blanc, les niveaux de gris et la couleur.

- Le traitement, souvent appelé prétraitement, regroupe toutes les techniques visant à améliorer la qualité d'une image, la figure suivante résume l'ensemble de ces traitements :

#### 5.1 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

▪ **Dimension:** C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels).

▪ **Résolution:** C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images.

▪ **Bruit:** est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur .

▪ **Histogramme:** est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image.

▪ **Luminance:** C'est le degré de luminosité des points de l'image.

▪ **Contraste:** C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image.

▪ **Images à niveaux de gris:** Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point.

## 5.2 Système de traitement d'images

Un système de traitement numérique d'images est composé de :

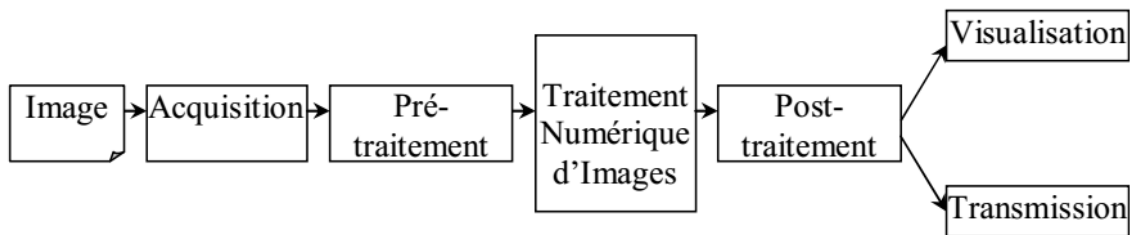


Figure 3: système de traitement numérique d'images

La figure résume l'ensemble des phases forment généralement la structure d'un système de traitement d'image, Ce système de traitement d'image qui représente une phase essentielle pour la reconnaissance des chiffres scannés ces phases sont :

- La phase de l'acquisition a pour but la numérisation de l'entrée par un scanner.
- La phase des prétraitements et normalisation a pour but la réduction de bruit et les variabilités de l'écriture pour n'en garder que les informations utiles.
- La phase de traitement numérique a pour but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autre termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image.
- le post-traitement d'images est une étape primordiale, elle est résumée en actions suivantes : corriger la luminosité, les contrastes, les couleurs, les détails, les ombres, gérer la netteté, supprimer les défauts, recadrer...
- Ensuite on peut visualiser l'image traitée et la transmise pour la reconnaissance.

## 6. Architecture d'un system de reconnaissance

Généralement, la reconnaissance de l'écriture manuscrite est réalisée en cinq étapes : acquisition, prétraitement, segmentation, extraction des caractéristiques, classification la figure 4 illustre le schéma général d'un système de reconnaissance des chiffres.

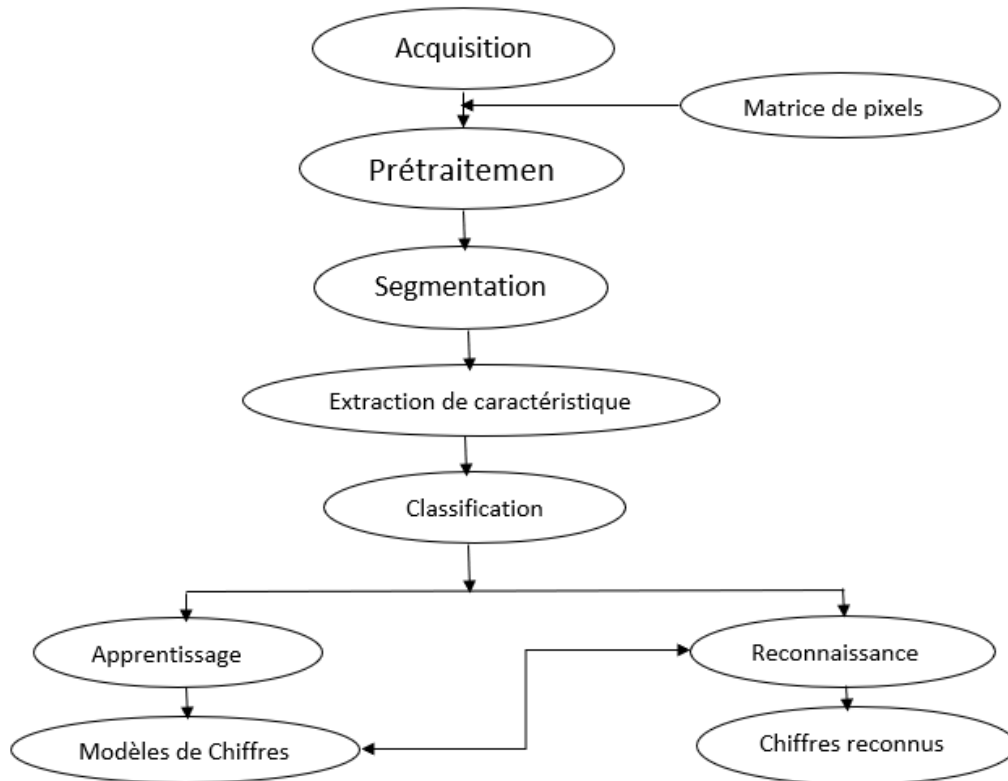


Figure 4: Architecture d'un système de reconnaissance des chiffres.[02]

### 6.1 Phase d'acquisition

La phase d'acquisition consiste à capter l'image d'un chiffre au moyen des capteurs physiques tels que scanner, caméra . . . etc et de la convertir en élévations numériques adaptés au système de traitement informatisés avec un minimum de dégradation possible.

Durant cette phase, malgré la bonne qualité des systèmes d'acquisition, des bruits parasites peuvent apparaître et causent une hétérogénéité du fond ceci est dû à la nature de la texture, l'aire de travail et de son éclairage.[04]

### 6.2 Phase de prétraitement

Lorsque l'acquisition est effectuée, la plupart des systèmes comportent une étape de prétraitement. Le prétraitement a pour but de réduire le bruit superposé aux données et ne garder, autant que possible, que les informations pertinentes, de la distorsion, et de la variation des styles pour faciliter les traitements ultérieurs tels que la segmentation et l'extraction de caractéristiques. Le bruit peut être dû au dispositif d'acquisition, aux conditions d'acquisition (éclairage, mise incorrecte du document . . . etc).

Les opérations de prétraitements généralement utilisées sont : la binarisation, le lissage (bruit), la normalisation (normalisation de taille, normalisation de Redressement), squelettisation. [01]

### 6.2.1 La binarisation

Dans un système de reconnaissance d'écriture la binarisation est une opération qui permet le passage d'une image de niveaux de gris à une image binaire (0 et 1), plus simple à traiter. La figure 5 illustre de la binarisation.

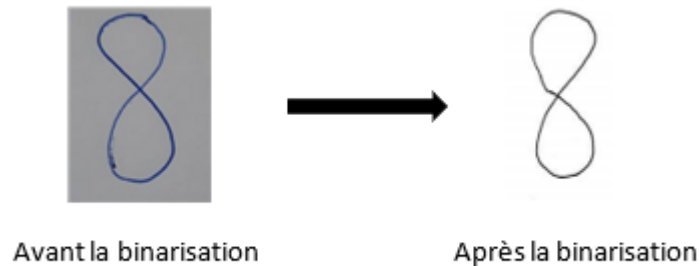


Figure 5: Exemple de la binarisation.

Selon la méthode de calcul du seuil de binarisation, on distingue deux types de binarisation : le seuillage globale et le seuillage adaptatif.[05]

### 6.2.2 Lissage

Le lissage est une transformation locale qui consiste au voisinage d'un pixel et de lui attribuer la valeur 1 si le nombre de pixel noir dans cette zone est supérieur à un seuil. La plupart du temps, l'image contient du bruit peut être dû au dispositif d'acquisition et souvent à la qualité du document, conduisant soit à des absences de points ou des excroissances. Les techniques de lissage permettent de résoudre ces problèmes.[01]

### 6.2.3 Normalisation

L'étape de normalisation est nécessaire, car le problème majeur pour la segmentation est la taille variable des images et l'inclinaison des lignes.

#### *Normalisation de taille :*

Cette étape permet de changer les images des chiffres manuscrits à des tailles standard.

La normalisation en général déforme les images mais elle reste indispensable pour certains types de systèmes et de méthodes de reconnaissance qui sont sensibles aux petites variations dans la taille et la position comme c'est le cas dans les Template matching et les méthodes de corrélation.[09] la figure 6 illustre la normalisation de taille.

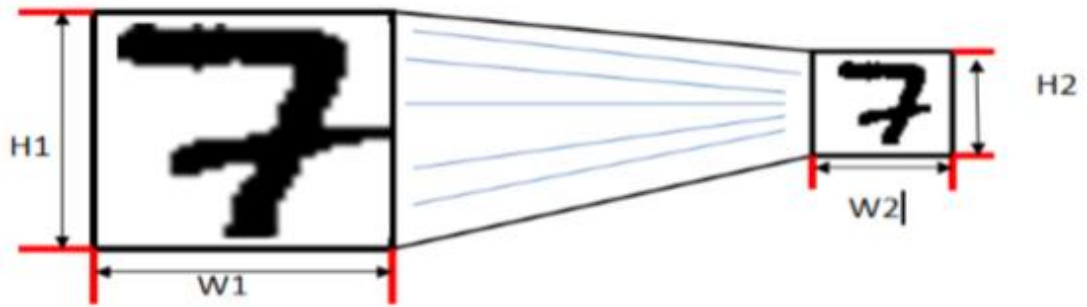


Figure 6: Exemple d'un chiffre manuscrit normalisé.[06]

#### Normalisation de l'inclinaison (Redressement) :

Le redressement, est une technique de correction de l'inclinaison qui a été développée pour corriger le défaut de positionnement du papier dans le scanner et aussi il dresse l'inclinaison interne de certaines parties du document.

Plusieurs algorithmes de reconnaissance ne donnent pas de bons résultats si le document n'est pas bien ajusté. Le redressement se fait selon deux niveaux.[07]

- Le redressement de la ligne de base : L'idée est de rendre horizontaux les chiffre à l'aide d'une transformation géométrique de type rotation isométrique des points de l'image.

- Le redressement des écritures penchées : Ce redressement facilite la segmentation préalable des chiffres. L'idée est de trouver l'angle moyen d'inclinaison puis de faire une transformation géométrique de type cisaillement de l'image.

La figure 7 illustre de deux types de redressement.

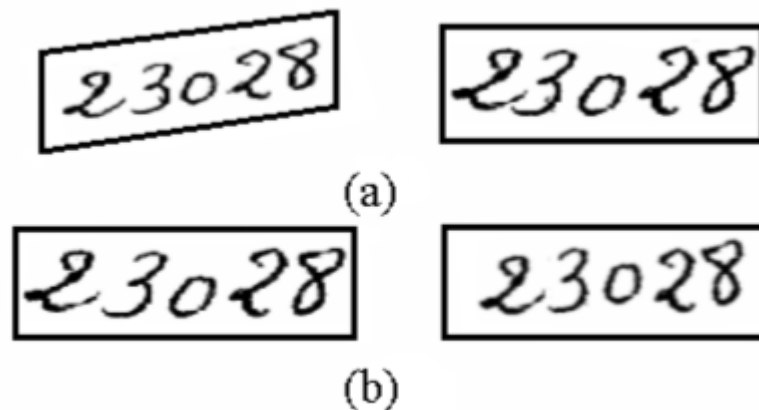


Figure 7: Exemple de deux types de redressement.[01]

#### 6.2.4 Squelettisation (Thinning)

L'opération de squelettisation est appliquée pour simplifier l'image du caractère en une image à ligne. Le principe est de trouver un axe médian possédant une égalité de distance par rapport aux pixels de frontières qui les entourent.

Elle est définie comme étant l'équivalent de la forme, mais avec une épaisseur très réduite qui est égale à 1 pixel. La squelettisation ou amincissement est une opération essentielle dans plusieurs systèmes de reconnaissance d'écriture manuscrite.

Les algorithmes de squelettisation se basent sur des méthodes itératives. Le processus s'effectue par passes successives pour déterminer si un tel ou tel pixel est essentiel pour le garder ou non dans le tracé.[05] la figure 8 illustre la squelettisation.

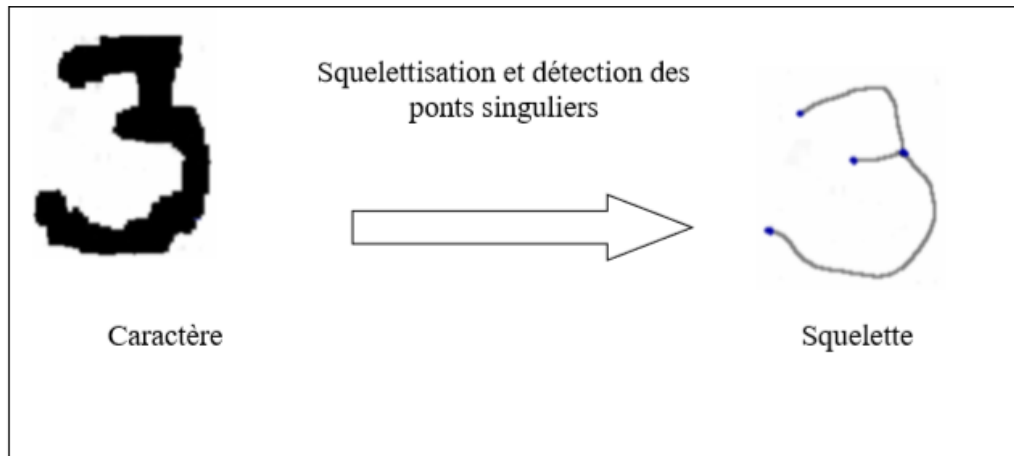


Figure 8: Exemple de squelettisation.[06]

### 6.3 Extraction de contours

La détection de contour est une étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours constituent en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des :

- discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre),
- discontinuités de profondeur (bords de l'objet),

Et sont caractérisés par des discontinuités de la fonction d'intensité dans les images.

### 6.4 Phase de Segmentation

La segmentation est l'étape la plus importante et la plus difficile dans le processus de reconnaissance. Le but de la segmentation est de générer un découpage de l'image (chaîne des chiffres) en plusieurs images chacune contient un chiffre isolé susceptibles d'être reconnus par le classifieur.[04]

On regroupe généralement les algorithmes de segmentation en trois grandes classes :

- Segmentation basée sur les pixels
- Segmentation basée sur les régions
- Segmentation basée sur les contours

La figure 9 illustre phase de segmentation.

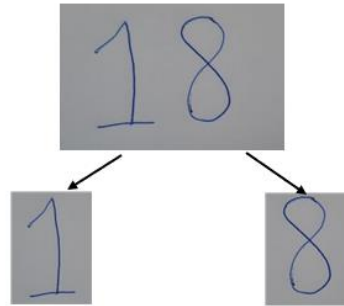


Figure 9: Exemple de Segmentation.

### 6.5 Phase d'extraction de caractéristiques

Dans un système de reconnaissance des chiffres manuscrits, La reconnaissance d'un chiffre passe d'abord par l'analyse de sa forme et l'extraction de ses traits caractéristiques.

L'extraction de caractéristiques consiste à transformer une image (chiffre...) en un vecteur de caractéristiques de taille fixe.

Cette transformation revient à changer l'espace de représentation des données, du plan de l'image vers un espace à n dimensions ( $\mathbf{R}^n$ ).

Donc l'objectif de l'extraction des caractéristiques est de générer en un vecteur de primitives de taille fixe pour une image de chiffre isolé. La figure 10 illustre d'extraction de caractéristiques.

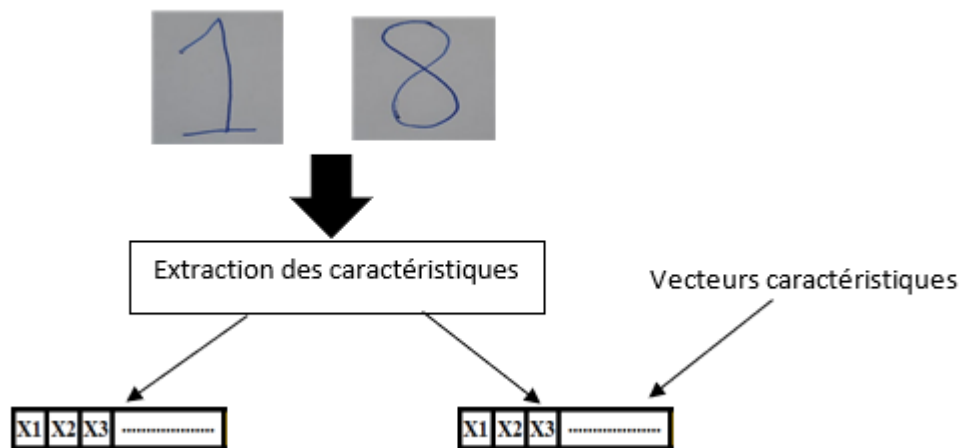


Figure 10: Exemple d'extraction de caractéristiques.

Les types de caractéristiques peuvent être classés en quatre catégories principales de primitives : structurelles, statistiques, globales et topologiques ou Métriques.[08]

#### 6.5.1 Primitives structurelles

Les primitives structurelles basées sur une représentation linéaire du caractère cette primitive est extraite principalement à partir de représentation squelette ou contour de la forme et pas de l'image brute. Ainsi, parmi ces caractéristiques, il s'agit principalement des

segments de droite, des arcs, boucles et concavités, des pentes, la hauteur et la largeur du caractère . . . etc.[08]

### 6.5.2 Primitives statistiques

Les primitives statistiques donnent des informations concernant la distribution des pixels dans l'image du caractère ou chiffres, Les primitives statistiques décrivent une forme en termes d'un ensemble de mesures extraites à partir de cette forme. Les caractéristiques utilisées pour la reconnaissance des chiffres manuscrits sont :

- Le zonage (zoning) : consiste à répartir l'image en région ou zones. L'image source est une image binaire.[01]

- L'histogramme : c'est un moyen de représentation du nombre de pixels sur chaque ligne ou colonne de l'image.[05]



Figure 11: Division d'une image en zone.

### 6.5.3 Primitives globales

La caractéristique d'une primitive globale est de dépendre de la totalité des pixels d'une image et d'une transformation globale de l'image. Ces primitives sont donc dérivées de la distribution des pixels, elles produisent trois types de caractéristiques telles que : moments invariants, projections et profils.

Une des transformations les plus simples est celle qui représente le squelette ou le contour d'un caractère sous forme d'une chaîne de codes de directions (code de Freeman). Il existe de nombreuses méthodes de transformation, on peut citer les transformations de Hough et Fourier et les ondelettes.[08]

### 6.5.4 Primitives topologiques ou métriques

Ce type est basé sur des densités de pixels. Il s'agit d'effectuer une mesure sur l'échantillon au moyen d'une métrique. Parmi les mesures on trouve : Compter le nombre de trous, Evaluer les concavités, Mesurer des pentes, des courbures et évaluer des orientations principales, Mesurer la longueur, surfaces, les périmètres et l'épaisseur des traits, Détecter les croisements et les jonctions des traits, déterminer le rectangle délimitant l'échantillon, ou le polygone convexe . . . etc.

Toutes ces mesures peuvent être intégrées dans un seul vecteur de caractéristiques pour la reconnaissance du chiffre manuscrit.[08]

## **6.6 Phase de Classification**

Après la segmentation de caractères et l'extraction des attributs caractéristiques, nous passons maintenant à la phase suivante, qui a pour tâche principale de classer les différents segments selon leurs caractéristiques.[09]

La classification consiste à affecter une forme donnée à une classe prédéfinie. Cette phase regroupe les deux tâches d'apprentissage et de décision. En effet, à partir de la même description de la forme en paramètres, elles tentent, toutes les deux d'attribuer cette forme à un modèle de référence.

Cette phase passe par deux étapes :

- Apprentissage
- Décision /reconnaissance

Le résultat de l'apprentissage est soit la réorganisation ou le renforcement des modèles existants en tenant compte de l'apport de la nouvelle forme, soit la création d'un nouveau modèle de l'apprentissage.

Le résultat de la décision est un « avis » sur l'appartenance ou non de la forme aux modèles de l'apprentissage.

### **6.6.1 Etape d'apprentissage**

Les données d'apprentissage sont les données utilisées pour construire un classificateur capable de reconnaître des formes inconnues pour caractériser les classes.[10] Il existe deux types d'apprentissage :

- L'apprentissage supervisé : la sortie correcte doit être fournie à l'avance.
- l'apprentissage non supervisé : la sortie correcte n'est pas exigée à l'avance, elle résulte après une étape d'apprentissage.

### **6.6.2 Etape de reconnaissance et décision**

Le résultat de la décision considéré comme un "avis" indiquant si la forme appartient ou non aux modèles d'apprentissage. [11]

La reconnaissance peut produire les réponses suivant :

- Un succès si la réponse est un seul modèle correspond à la description de la forme du caractère.
- Si la réponse est multiple, cela peut conduire à une confusion (plusieurs modèles correspondent à la description).
- peut conduire à un rejet de la forme si aucun modèle ne correspond à sa description.

Il est possible que le classifieur soit incapable de reconnaître d'autres formes inconnues, si toutes les données sont employées pour l'apprentissage et le test en même temps. Alors est important d'avoir trois ensembles de données pour améliorer la généralisation d'un classificateur : le premier pour l'apprentissage, le second pour la validation et le dernier pour le test.

## **7. Approches de reconnaissance**

Les approches de reconnaissance peuvent être regroupées en quatre groupes principaux : approche statistique, approche structurelle, approche stochastique et l'approche hybride.

### **7.1 Approche statistique**

Dans cette approche La reconnaissance est basée sur l'étude statistique des mesures que l'on effectue sur les formes à reconnaître. Mais effectue un apprentissage correct des lois de probabilité des différentes classes elle à besoin d'un nombre élevé d'exemples.

L'étude des classes de caractérisation statistique et de distribution dans un espace métrique permet de prendre une décision du type : plus forte probabilité d'appartenance à une classe.

Cette approche bénéficie des méthodes d'apprentissage automatique qui s'appuient sur des bases théoriques connues telles que :les réseaux de neurones, les chaînes de Markov ,méthode des k plus proches voisins. . . etc).[11]

### **7.2 Approche structurelle**

Les méthodes structurelles reposent sur l'extraction de primitives en prenant compte de l'information structurelle (la structure physique des caractères). De manière générale, les approches syntaxiques ou structurelles permettent la description de formes complexes à partir de formes élémentaires. La différence que l'on peut distinguer entre les méthodes statistiques et ces méthodes est que ces caractéristiques sont des formes élémentaires (les primitives sont de type topologiques) et non pas des mesures.

On distingue plusieurs techniques telles que les structures de graphes, le calcul de distance d'édition entre deux chaînes et la programmation dynamique la comparaison de chaînes, les méthodes de tests, les structures syntaxiques . . . etc. [08]

### **7.3 Approche stochastique**

Contrairement aux méthodes précédemment décrites, l'approche stochastique utilise un modèle pour la reconnaissance, prenant en compte la grande variabilité de la forme. Dans ce type d'approche, les modèles sont souvent discrets et de nombreux travaux reposent sur la théorie des champs de Markov et l'estimation bayésienne. Les champs de Markov permettent de ramener des propriétés globales à des contraintes locales. Le modèle décrit ces états à l'aide de probabilités de transitions d'états et de probabilités d'observation par état. La comparaison consiste à chercher dans ce graphe d'état, le chemin de probabilité forte correspondant à une suite d'éléments observés dans la chaîne d'entrée.[10]

### **7.4 Approche hybride**

Pour obtenir de meilleures performances en reconnaissance, la direction actuelle est de créer un système hybride qui utilise des différents types d'entités et qui fusionne plusieurs classificateurs en couches. Pour surmonter les faiblesses de chaque approche et obtenir des résultats plus précis plus meilleure que les résultats qui auraient été obtenus si l'application de chaque approche séparément, comme les approches qui ont été fusionnés pour former celui

intégré. Un exemple d'une approche hybride qui combine les approches statistiques et structurelles. [01]

### **8. Domain d'application**

Aujourd'hui, il existe plusieurs domaines dans lesquels la reconnaissance des chiffres manuscrit par exemple :

- **Domaine bancaire** : Pour l'authentification des chèques par les banques.
- **Lecture des adresses postales** : la lecture des codes postaux manuscrits associés à la lecture des noms de villes a permis d'atteindre le développement des machines de tri automatique de courrier.
- **La police et la sécurité** : pour la reconnaissance des numéros minéralogiques pour le contrôle routier . . . etc.

## **9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions de base qui servent de fondement à la compréhension de différents aspects de la reconnaissance d'écriture manuscrite des chiffres, ainsi que les différentes étapes de traitement d'images. Plusieurs méthodes classiques de traitement ont été proposées dans la littérature, nous avons présenté quelques-unes qui nous semble les plus courantes dans le processus du traitement et analyse d'image.

Les prétraitements d'images permettent d'améliorer la qualité de l'image en vue de traitements ultérieurs.

Ainsi nous avons présenté les différentes phases d'un système de reconnaissance des chiffres manuscrits.

Nous présentons dans le chapitre suivant, techniques d'apprentissage automatique et les réseaux de neurones et PMC.

# **Chapitre II : Apprentissage Automatique et Perceptron Multicouches**

## **Introduction**

L'apprentissage automatique de l'anglais « machine learning » est une discipline scientifique, qui est aussi l'un des champs d'étude de l'intelligence artificielle. L'apprentissage automatique fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine (au sens large) d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques.

D'une façon générale, l'apprentissage humain est un processus adaptatif grâce auquel l'individu fournit des réponses adéquates à certaines situations. En Psychologie ou en Science Cognitives, le terme « Apprentissage » désigne le processus d'augmentation de l'efficacité de l'activité mentale ou comportementale sous l'effet de l'expérience.

Cette notion englobe toute méthode permettant de construire un modèle de la réalité à partir de données, soit en améliorant un modèle partiel ou moins général, soit en créant complètement le modèle.

Dans ce chapitre, dans un premier temps nous allons parler des principes de l'apprentissage automatique, de quelques algorithmes utilisés ainsi que son application à la vision artificielle, et dans un deuxième temps nous présentons des généralités sur les réseaux de neurones, des concepts de base et nous abordons ensuite le perceptron multicouche et leur architecture.

## **I- Apprentissage automatique**

### **1. Principe**

L'objectif général de l'apprentissage automatique est d'extraire automatiquement des connaissances en se basant sur des exemples, c'est-à-dire sur un ensemble limité de données disponibles. Ce problème se décline en plusieurs variantes, en fonctions des informations disponibles sur le problème traité. [11][12]

La difficulté réside dans le fait que l'ensemble de tous les comportements possibles compte tenu de toutes les entrées possibles devient rapidement trop complexes à décrire dans les langages de programmation disponibles, de sorte qu'on confie à des programmes le soin d'apprendre de manière à auto-améliorer le système d'analyse ou de réponse, ce qui est une des formes que peut prendre l'intelligence artificielle.

Ces programmes, selon leur degré de perfectionnement, intègrent des capacités en probabilités et statistiques, traitement de données et éventuellement d'analyse de données issues de capteurs, de reconnaissance (reconnaissance vocale, reconnaissance de forme, d'écriture, etc.), et d'informatique théorique.

### **2. Domaines d'applications de l'apprentissage automatique :**

L'apprentissage automatique s'applique à un grand nombre d'activités humaines et convient en particulier au problème de la prise de décision automatisée. Il s'agira, par exemple :

- D'établir un diagnostic médical à partir de la description clinique d'un patient ;

- De donner une réponse à la demande de prêt bancaire de la part d'un client sur la base de sa situation personnelle ;
- De déclencher un processus d'alerte en fonction de signaux reçus par des capteurs ;
- De la reconnaissance des formes ;
- De la reconnaissance de la parole et du texte écrit ;
- De contrôler un processus et de diagnostiquer des pannes ;

### 3. Types d'apprentissage

Les techniques d'apprentissage automatique sont utilisées par exemple pour la reconnaissance de forme (écriture, parole, vision), la fouille de données (extraction de connaissance), la mise en place d'outils d'aide à la décision, etc.

Il existe divers types d'apprentissage :

- Apprentissage supervisé,
- Apprentissage non supervisé,
- Apprentissage semi-supervisé,
- Et l'apprentissage par renforcement.

#### 3.1 Apprentissage supervisé

En sciences cognitives, l'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique qui permet à une machine d'apprendre à réaliser des tâches à partir d'une base d'apprentissage contenant des exemples déjà traités. [12]

De par sa nature, l'apprentissage supervisé concerne essentiellement les méthodes de classification de données (on connaît l'entrée et l'on veut déterminer la sortie) et de régression (on connaît la sortie et l'on veut retrouver l'entrée). [12]

Si les classes sont prédéterminées et les exemples connus, le système apprend à classer selon un modèle de classement ; on parle alors d'apprentissage supervisé (ou d'analyse discriminante) [11]. Un expert doit préalablement correctement étiqueter des exemples. L'« apprenant » peut alors trouver ou approximer la fonction qui permet d'affecter la bonne « étiquette » à ces exemples. Parfois, il est préférable d'associer une donnée non pas à une classe unique, mais une probabilité d'appartenance à chacune des classes prédéterminées (on parle alors d'apprentissage supervisé probabiliste).

Plusieurs méthodes exploitent ce type d'apprentissage telles que : Les machines à vecteurs de support (SVM), Les réseaux de neurones,... Etc.

#### 3.2 Apprentissage non-supervisé

Quand le système ou l'opérateur ne disposent que d'exemples, mais non d'étiquettes, et que le nombre de classe et leur nature n'ont pas été prédéterminés, on parle d'apprentissage non supervisé ou clustering [12].

Aucun expert n'est disponible ni requis. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins cachée des données.

Le système doit ici, dans l'espace de description (la somme des données), cibler les données selon leurs attributs disponibles, pour les classer en groupe homogènes d'exemples.

La similarité est généralement calculée selon la fonction de distance entre paires d'exemples. C'est ensuite à l'opérateur d'associer ou de déduire du sens pour chaque groupe et pour les patterns d'apparition des groupes dans leur « espace ».

Divers outils mathématiques et logiciels peuvent l'aider. On parle aussi d'analyse des données en régression. Si l'approche est probabiliste (c'est à dire que chaque exemple au lieu d'être classé dans une seule classe est associé aux probabilités d'appartenir à chacune des classes), on parle alors de « soft clustering » (par opposition au « hard clustering »).

Parmi les algorithmes d'apprentissage non supervisé, les techniques utilisées classiquement dans le monde des statistiques : Classification ascendante hiérarchique (CAH), K-Means (Recherche des plus proches voisins), ...etc.

### **3.3 Apprentissage semi-supervisé**

Effectué de manière probabiliste ou non, il vise à faire apparaître la distribution sous-jacente des « exemples » dans leur espace de description. Il est mis en œuvre quand des données (ou « étiquettes ») manquent... Le modèle doit utiliser des exemples non-étiquetés pouvant néanmoins renseigner.

*Exemple* : En médecine, il peut constituer une aide au diagnostic ou au choix des moyens les moins onéreux de tests de diagnostics.

### **3.4 Apprentissage partiellement supervisé (probabiliste ou non)**

Quand l'étiquetage des données est partiel. C'est le cas quand un modèle énonce qu'une donnée n'appartient pas à une classe A, mais peut-être à une classe B ou C (A, B et C étant 3 maladies par exemple évoquées dans le cadre d'un diagnostic différentiel).

### **3.5 Apprentissage par renforcement**

L'algorithme apprend un comportement étant donné une observation.

L'action de l'algorithme sur l'environnement produit une valeur de retour qui guide l'algorithme.

## **4. Algorithmes d'apprentissage**

Dans cette section nous nous présenterons quelques types d'algorithme d'apprentissage. Ces méthodes sont souvent combinées pour obtenir diverses variantes d'apprentissage. L'utilisation de tel ou tel algorithme dépend fortement de la tâche à résoudre (classification, estimation de valeurs, etc.)

### **4.1 Régression linéaire**

La régression linéaire représente une approche très simple pour l'apprentissage supervisé. En particulier, la régression linéaire est un outil utile pour prédire une réponse quantitative. Bien qu'elle puisse sembler un peu ennuyeuse par rapport à certaines approches d'apprentissage statistique plus modernes, la régression linéaire reste une méthode d'apprentissage statistique utile et largement utilisée. En outre, elle constitue un bon point de départ pour de nouvelles approches qui sont considérées comme des généralisations ou des extensions de la régression linéaire [13].

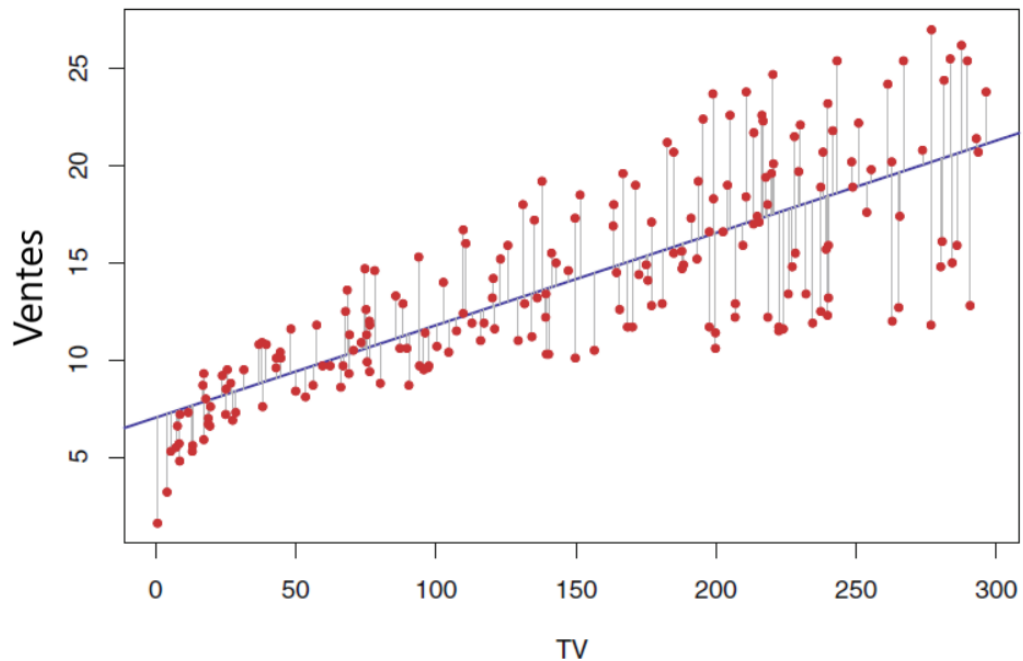


Figure 12: Régression linéaire

#### 4.2 Support Vector Machine

Les SVM sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de classification binaire et de la régression.

Les SVM reposent sur deux idées, la notion de la marge maximale et la notion de la fonction noyau. Le classificateur SVM est un algorithme qui maximise la marge entre les classes du problème à résoudre et réduit au minimum l'erreur de classification.

L'objectif de la marge maximale est de faire séparer deux classes par un hyperplan de telle sorte que la distance par rapport aux vecteurs supports soit maximale. Dans la tâche de classification, un SVM construit l'hyperplan optimal de séparation des attributs caractéristiques dans un espace de haute dimension. Le calcul de cet hyperplan est fondé sur la maximisation de la marge entre les exemples d'apprentissages les plus proches qui appartiennent à différentes classes. [14]

La figure 13 illustre le principe SVM.

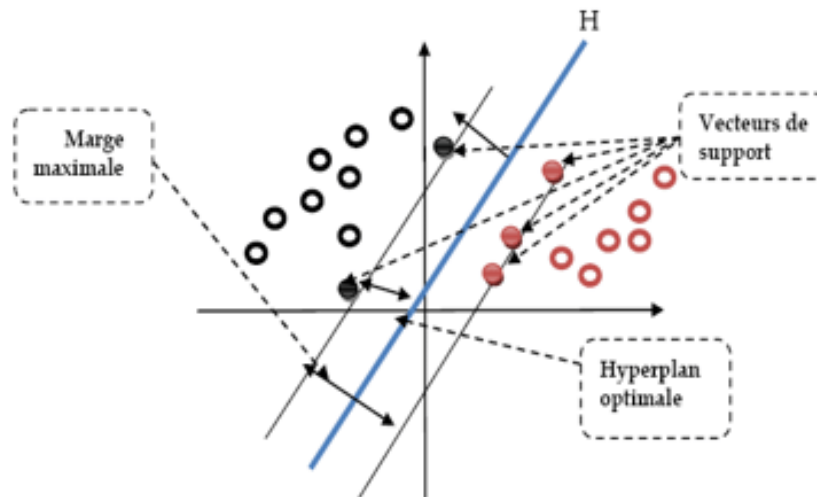


Figure 13: Le principe du SVM

### 4.3 Classifieur du K plus proches voisins

L'algorithme K plus proches voisins (K Nearest Neighbors) c'est un classificateur simple basé sur le calcul de distance entre les exemples d'apprentissage et les exemples de tests.

Pour trouver la classe d'un nouveau cas, cet algorithme se base sur le principe suivant : il cherche les k plus proches voisins de ce nouveau cas, ensuite, il choisit parmi les candidats trouvés le résultat le plus proche. [15]

La figure 14 illustre le principe KPPV.

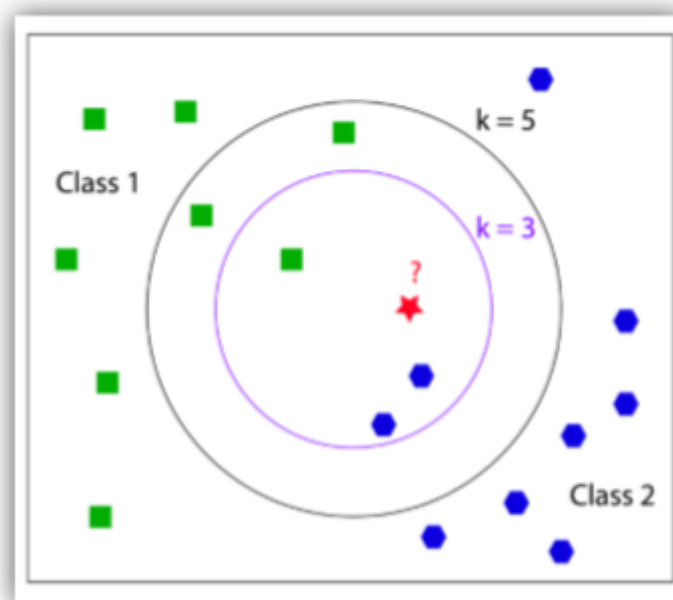


Figure 14: Le principe du KNN

#### 4.4 Réseau de neurones

Sous-ensemble de technologies de l'intelligence artificielle, un réseau de neurones peut être vu comme un assemblage de neurones connectés ensemble suivant une loi de connectivité que l'on définit. Le réseau peut être décrit par un graphe où les nœuds sont les neurones et les arêtes sont les connexions entre les neurones. La capacité de traitement de ce réseau est stockée sous forme de poids d'interconnexions obtenus par un processus d'apprentissage à partir d'un ensemble d'exemples d'apprentissage. [16]

Nous verrons plus en détail dans le chapitre qui suit les fondements de ce type de réseau.

La figure 15 illustre Exemple de réseaux de neurones.

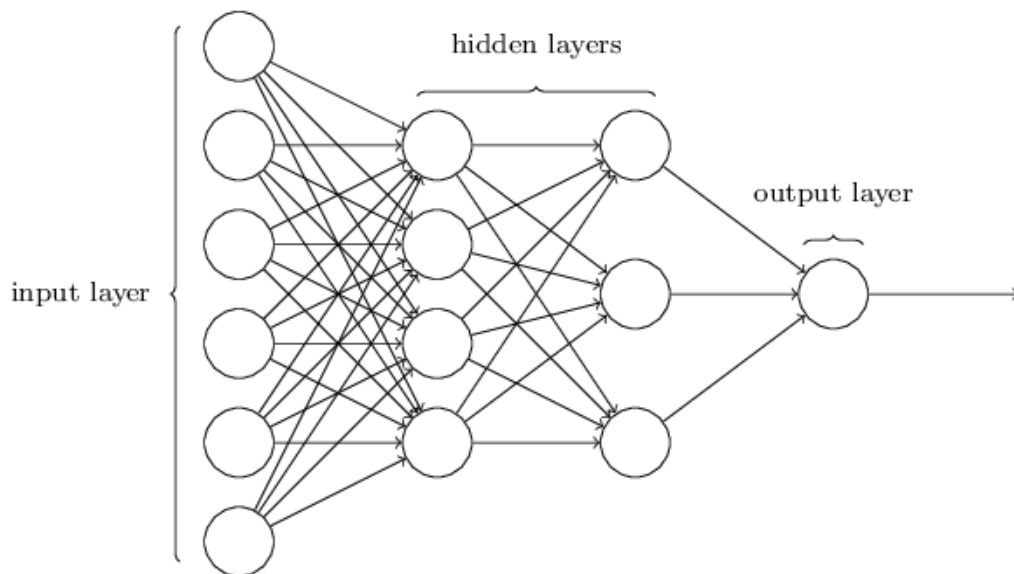


Figure 15: Exemple de réseaux de neurones.

## II-Réseaux de neurones et MLP

### 1. Introduction

Les réseaux de neurones sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calculs appelés neurones formels, et dont l'inspiration originale était un modèle de la cellule nerveuse humaine. Cet héritage de la neurobiologie forme une composante importante de la matière, et le souci de maintenir une certaine correspondance avec le système nerveux humain a animé une part importante des recherches dans le domaine. Malgré cet héritage, l'essentiel des travaux d'aujourd'hui ont pour objet le réseau de neurones formels et non son corrélat neurobiologique. Vu comme des systèmes de calcul, les réseaux de neurones possèdent plusieurs propriétés qui les rendent intéressants d'un point de vue théorique, et fort utiles en pratiques [19]

## 2. Neurone biologique et neurone formel:

### 2.1 Neurone biologique :

Le cerveau humain contient près de 86 milliards de neurones, et il existe environ 200 types de neurones (figure 16). Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Ce corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites, celles-ci sont parfois assez nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma (corps du neurone). L'information traitée par le neurone est propagée ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse (figure 17). [20].

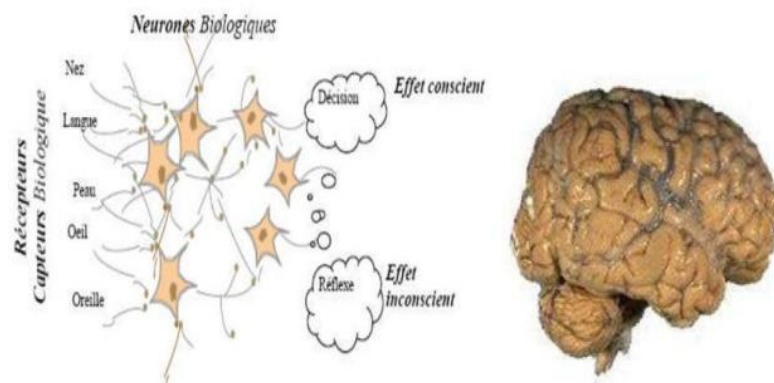


Figure 16: Cerveau humain

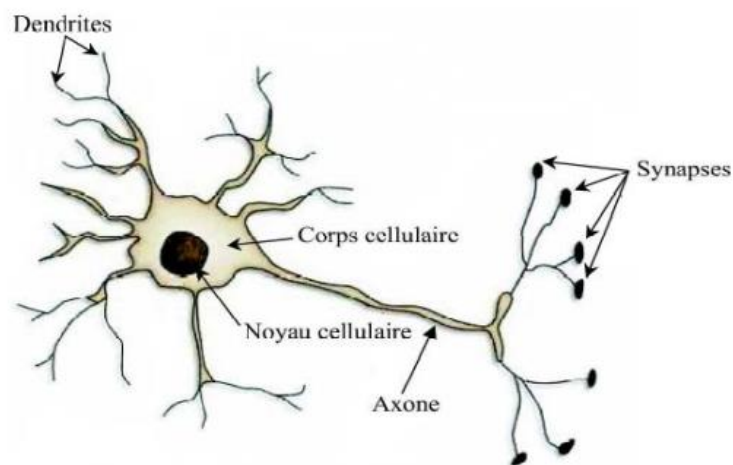


Figure 17: Neurone biologique

D'une manière très réductrice, un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par:

- Des synapses, les points de connexions avec les autres neurones, fibres nerveuses.
- Les dendrites, les entrées du neurone.
- L'axone, la sortie du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires.
- Le noyau qui active la sortie en fonction du stimulus en entrée

## 2.2 Neurone formel :

Par analogie, le neurone formel (voir figure) est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées, il se caractérise par un état interne  $\in y_j$ , des signaux d'entrée  $x_1, \dots, x_N$  et une fonction de transition d'état  $f$  comme suit :

$$y_j = f\left(w_0 + \sum_{i=1}^N w_{ij}x_i\right) \dots \dots \dots (1.1)$$

La fonction de transition est une transformation d'une combinaison des signaux d'entrée. Cette combinaison est déterminée par un vecteur de poids  $(w_{1j}, \dots, w_{nj})$  associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage,  $w_0$  étant appelé le biais du neurone, il constitue la mémoire ou la connaissance répartie du réseau.

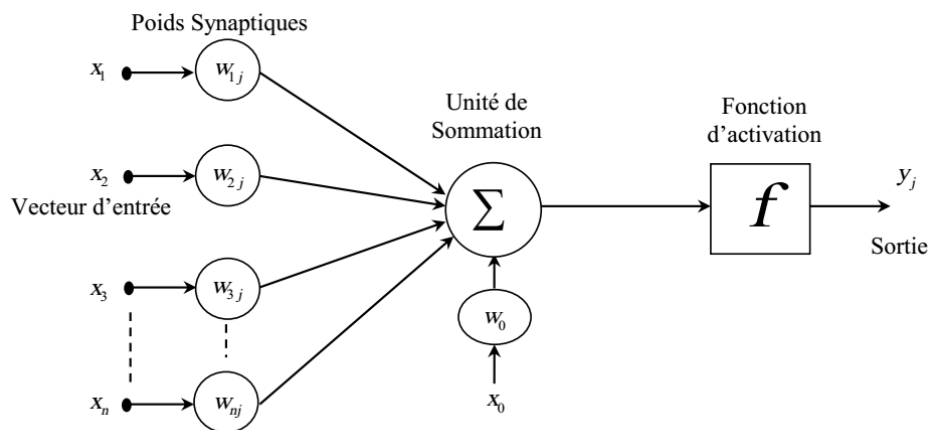


Figure 18: Neurone formel

### Fonctions d'activations:

La fonction d'activation est une transformation linéaire ou non linéaire, elle permet la liaison entre la sortie et son entrée, et est une fonction qui s'ajoute à la fin de la sortie de tout réseau de neurones.

Vu la variété des modèles de Réseaux de Neurones Artificiels, différentes fonctions ont été proposées, parmi lesquelles on peut citer [24] :

- *Les modèles linéaires et sigmoïdaux* : ces modèles sont très adaptés aux algorithmes d'apprentissage comme celui de rétro propagation du gradient car leur fonction de transition est différentiable.

- *Le modèle à seuil* : ce modèle est très proche et conforme à la réalité biologique mais il pose des problèmes d'apprentissage.

- *Le modèle stochastique* : ce type de modèle est utilisé pour les problèmes d'optimisation globale des fonctions perturbées ou encore pour les analogies avec les systèmes de particules.

Le tableau 1 illustre quelques importantes fonctions d'activation [25] [23].

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icône
Seuil	$y = 0$ si $s < 0$ $y = 1$ si $s \geq 0$	
Seuil symétrique	$y = -1$ si $s < 0$ $y = 1$ si $s \geq 0$	
Linéaire	$y = s$	
Linéaire saturée	$y = 0$ si $s < 0$ $y = s$ si $0 \leq s \leq 1$ $y = 1$ si $s > 1$	
Linéaire saturée symétrique	$y = -1$ si $s < -1$ $y = s$ si $-1 \leq s \leq 1$ $y = 1$ si $s > 1$	
Linéaire positive	$y = 0$ si $s < 0$ $y = s$ si $s \geq 0$	
Sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + \exp(-s)}$	

Tableau 1: Quelques importantes fonctions d'activation

### 2.3 Définitions d'un réseau de neurones artificiels

**Définition 1** : Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [21].

**Définition 2** : Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non-linéaires (les neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids[3].

**Définition 3** : Un réseau de neurones artificiels est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle[14].

Dans un réseau, chaque sous-groupe (couche) fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau

va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, soit par plusieurs couches intermédiaires (dites *couches cachées*).

Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Nous distinguons trois types de couches:

- *Couche d'entrée* : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrées du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

- *Couches cachées* : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

- *Couche de sortie* : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [3].

## 2.4 Fonctionnements

Un réseau de neurones combine plusieurs couches de traitement, utilisant des éléments simples fonctionnant en parallèle et inspirés du système nerveux biologique. Il se compose d'une couche d'entrée, d'une ou de plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Les couches sont interconnectées par des nœuds, ou neurones, chaque couche utilisant la sortie de la couche précédente en guise d'entrée. Il peut apprendre à partir de données.

Il peut ainsi être entraîné sur de nombreux exemples en vue de reconnaître des modèles au niveau de l'image ou de texte par exemple, aussi de classer des données et prédire les cours du marché.

### 2.4.1 Propagation directe

Le réseau de neurones une fois entraîné, calcule sa sortie en propageant l'information et en effectuant les calculs depuis la couche d'entrée jusqu'à la couche de sortie (forward-propagation), en appliquant couche par couche les fonctions des neurones. Pour obtenir une bonne valeur de sortie, il est donc nécessaire de configurer les paramètres des neurones (les poids) pour qu'à chaque instance de nos données, une valeur convenable lui soit associée.

### 2.4.2 Rétro-propagation

La rétro-propagation (en anglais back-propagation) consiste dans un premier temps à circuler vers l'avant les données d'entrées jusqu'à l'obtention d'une entrée calculée par le réseau. Puis dans un second temps, elle compare la sortie calculée à la sortie réelle connue.

Les poids sont modifiés de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie calculée est minimisée. En prenant en considération la présence des couches cachées, l'erreur est rétro-propagée vers l'arrière jusqu'à la couche d'entrée tout en modifiant la pondération des neurones (toujours dans le but de minimiser cette erreur).

Le processus est répété sur tous les exemples jusqu'à obtenir une erreur de sortie considérée comme négligeable.

En plus du bon choix de l'architecture d'un réseau de neurones, il effectue un ajustement de paramètre pour chaque neurone jusqu'à obtenir les sorties attendues. Cette partie c'est l'entraînement. Lors de l'entraînement du réseau de neurones nous avons un ensemble de paramètres à entraîner ou à ajuster (par exemple les poids des neurones) suivant un ensemble de données d'entraînement. Quand cet ensemble de données est parcouru complètement une fois, nous appelons cela une epoch. Un entraînement valide d'un réseau de neurones nécessite plusieurs epochs. Lors de chaque epoch, un taux d'apprentissage (Learning rate) est fixé et permet de définir avec quelle proportion les poids des neurones sont mis à jour. Celui-ci est choisi de telle sorte à ce qu'il soit grand lors des premières epochs (au début de l'entraînement), puis est progressivement réduit lors des epochs suivantes.

Il existe plusieurs algorithmes d'entraînement qui permettent de mettre à jour les poids associés à chaque neurone au sein du réseau dans le but d'ajuster la réponse du réseau à l'expérience et aux exemples, mais aussi d'ajuster d'autres paramètres comme le taux d'apprentissage. Ces ajustements sont faits de sorte à minimiser l'erreur entre la sortie du réseau et le résultat désiré en se basant sur le calcul d'une valeur de gradient [01]. Le gradient est la dérivée partielle de l'erreur par rapport aux poids synaptiques. Il sert à initialiser les poids d'un réseau et de minimiser l'erreur de sortie du réseau par rapport à l'ensemble de ses pondérations. Il permet de trouver les poids qui minimisent le nombre d'erreurs commises sur l'ensemble d'apprentissage.

La qualité d'apprentissage ne dépend pas uniquement de ces algorithmes. Elle dépend aussi de l'architecture du réseau de neurones et des fonctions d'activations choisies [01]. Cette fonction d'activation est une fonction appliquée à la somme pondérée de l'entrée de chaque neurone par ses poids.

### 2.5 Propriétés:

Les Réseaux de Neurones Artificiels sont considérés comme des simulateurs du système biologique. Ils doivent prendre en considération les points suivants:

- Le parallélisme : Les Réseaux de Neurones Artificiels sont constitués à base de neurones simples fortement interconnectés, dont le but est la réalisation d'une fonction de type bien défini ce qui rend le traitement de l'information massivement parallèle. [22]

- Les poids synaptiques : La pondération des liaisons synaptiques entre les neurones influe sur l'efficacité et la fiabilité du réseau du point de vue rapidité et exactitude des résultats fournis. [21]

- L'apprentissage : L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des Réseaux de Neurones Artificiels, elle ne concerne cependant pas tous les modèles mais les plus utilisés, son principal problème est d'arriver à trouver un ensemble de valeurs d'entrée des connexions afin d'atteindre les résultats voulus [23].

### 3. Architecture de réseaux de neurones

La mise en œuvre des réseaux de neurones comporte une partie conception, dont l'objectif est de permettre le choix de la meilleure architecture possible. L'architecture d'un RNA consiste à définir les différentes connexions entre les neurones.

L'architecture du RNA joue un rôle important dans le processus d'apprentissage. Chaque architecture à sa propre organisation selon la topologie de connexion des neurones. Nous distinguons trois structures de réseau.

### 3.1 Réseaux de neurones non bouclés (directes/Statiques) :

Un réseau de neurones non bouclé (appelé aussi statique) est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux. L'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière ; c'est-à-dire à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, nous ne pouvons pas revenir au neurone de départ. Ce type de réseaux est utilisé pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de la classification ou de la modélisation de processus statiques non linéaires [24].

On peut citer les variantes suivantes de ce type :

- Perceptron simple (mono couche)
- Le perceptron multicouche PMC (Multi Layer Perceptron)
- Et le réseau de neurones à fonction de base radiale.

#### 3.1.1 Perceptron simple :

Le perceptron simple est le premier réseau de neurones fonctionnel muni d'une méthode d'apprentissage. Il est linéaire et monocouche.

La figure 22 illustre la conception d'un réseau perceptron simple :

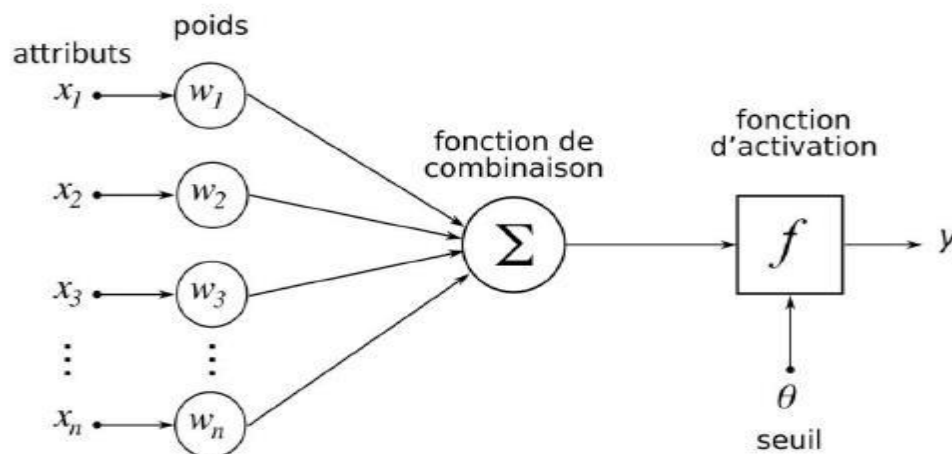


Figure 19: Schéma de perceptron

L'exemple classique pour ce type de réseau est le perceptron monocouche, inventé par *Rosenblatt*. C'est un modèle très simple, basé sur l'orientation physico-physiologique. Il ne dispose que de deux couches :

- Une couche d'entrée qui s'appelle la rétine et qui est une aire sensorielle ;
- Une couche de sortie qui donne la réponse correspondante à la simulation présentée à l'entrée [26].

Le fonctionnement du réseau est comme suit : une donnée est présentée au réseau en activant la rétine. L'activation se propage vers la couche de sortie où on peut noter la réponse du système. Cette réponse suit la formule suivante :

$$y = \varphi \left( \sum_{i=1}^2 w_i x_i + w_0 \right) \dots \dots \dots (1.2)$$

$\varphi$ : La fonction d'activation utilisée.

$w_i$  : Les poids du neurone.

$x_i$  : Les entrées.

$w_0$ :Le seuil du neurone.

La figure 23 montre la structure du Perceptron monocouche, avec une sortie y et plusieurs entrées  $x_1$  et  $\dots x_p$  qui forme la rétine du réseau. [27].

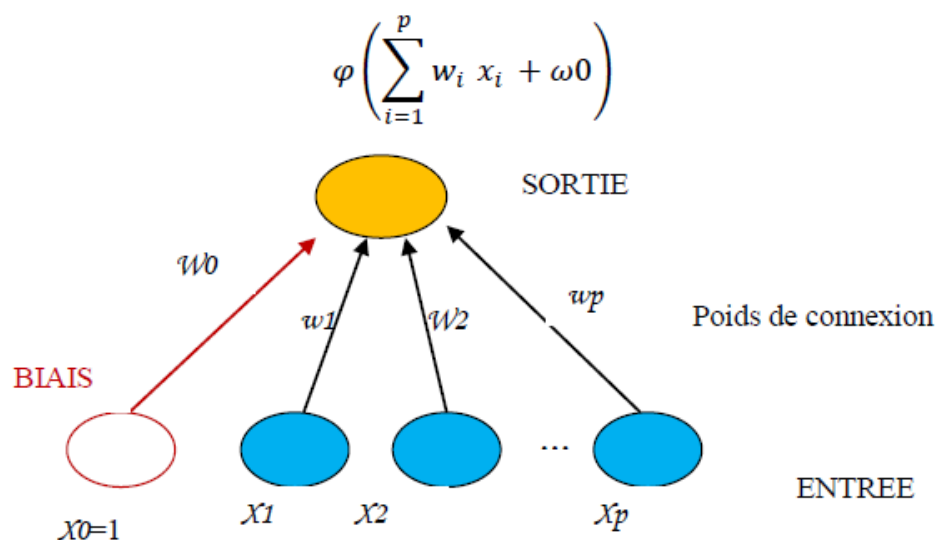


Figure 20: Perceptron monocouche.

Ces réseaux suivent un apprentissage supervisé selon la règle d'apprentissage delta ou la règle de correction d'erreurs. Les deux règles ajustent les poids et les seuils de la même manière. Pour chaque poids la nouvelle valeur est calculée par l'addition d'une correction de valeur ancienne :

$$w_i \text{ (nouveau)} = w_j \text{ (ancien)} + \Delta w_j$$

$$w_0 \text{ (nouveau)} = w_0 \text{ (ancien)} + \Delta w_0 \dots \dots \dots (1.3)$$

**3.1.2 Réseau de neurones à Fonction de base Radiale:**

Le réseau à fonction radiale (RBF) a la même structure que le Perceptron multicouches. A l'exception de sa fonction d'activation qui est une fonction de type Gaussienne. Ce réseau, à cause de son architecture, utilise le plus souvent la règle d'apprentissage de correction d'erreur et la règle par apprentissage compétitif. Il peut avoir un apprentissage qui combine en même temps l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Il est caractérisé par un apprentissage plus rapide et plus simple (figure 24). [28],[22]

La fonction radiale est une classe de fonctions spéciales, leur réponse croît où décroît de façon monotone par rapport à la distance d'un point central. Le centre, la distance, et la forme de la fonction à base radiale sont les paramètres du modèle qui est linéaire si ils sont fixent. Une fonction à base radiale typique est de la forme :

$$g(x) = \exp\left(-\frac{(x - c)^2}{r^2}\right) \dots \dots \dots (1.4)$$

Ces paramètres sont le centre c et le rayon r.

Une fonction à base radiale Gaussienne décroît quand la distance par rapport au centre augmente. A l'opposé, une fonction à base radiale multi-quadratique croît la distance par rapport au centre augmente. Elle a la forme suivante :

$$g(x) = \frac{\sqrt{r^2 + (x - c)^2}}{r^2} \dots \dots \dots (1.5)$$

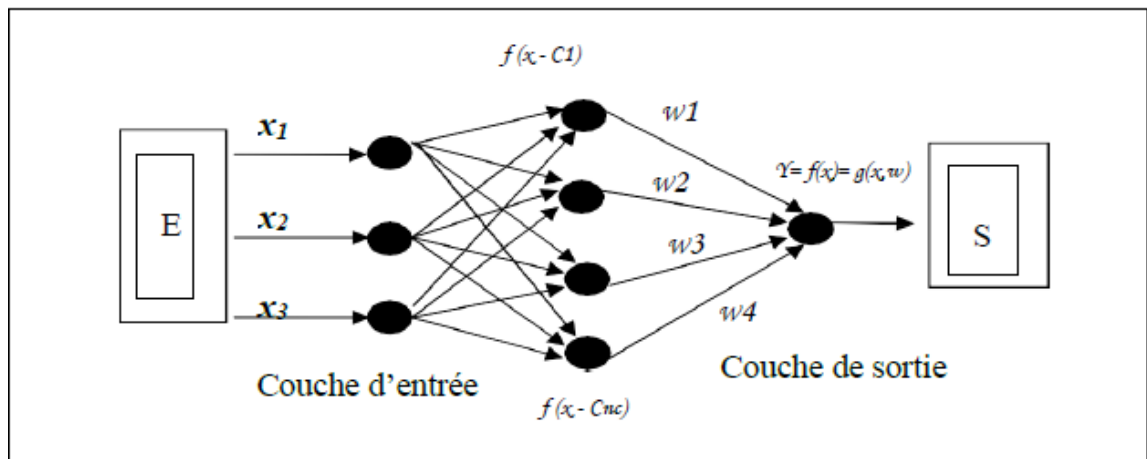


Figure 21: Réseau RBF.

**3.2 Réseaux récurrents**

Réseaux récurrents Les réseaux récurrents, Recurrent Neural Networks (RNNs), sont des réseaux de neurones dans lesquels l'information peut se propager dans deux sens, y compris des couches profondes aux premières couches. En cela, ils sont plus proches du vrai fonctionnement du système nerveux. Ces réseaux possèdent des connexions récurrentes au sens où elles conservent des informations en mémoire : ils peuvent prendre en compte à un

instant d'un certain nombre d'états passés. Pour cette raison, les RNNs sont particulièrement adaptés aux applications faisant intervenir le contexte, et plus particulièrement au traitement des séquences temporelles comme l'apprentissage et la génération de signaux, c'est à dire quand les données forment une suite et ne sont pas indépendantes les unes des autres. Trois classes importantes de ce type des réseaux sont les plus utilisées : réseaux de *Jordan* et *d'Elmane* et de *Kohenn*[29].

#### 4. Avantage et limites des RNAs:

Les Réseaux de Neurones Artificiels ont plusieurs avantages dont on peut citer [20, 26, 32] :

- Réutilisabilité : Un réseau de neurones n'est pas programmé pour une application mais pour une classe de problèmes : après une phase d'apprentissage adéquate, il peut traiter de nombreuses tâches

- Robustesse : Les couches cachées du réseau de neurone forment une représentation abstraite des données (concepts), qui permettent de savoir catégoriser des données non traitées lors de l'apprentissage (non prévues).

- Parallélisme : L'architecture des réseaux permet théoriquement à un grand nombre d'éléments de calcul simples de travailler d'une façon concurrente, ce qui facilite l'obtention des résultats très rapides et aide à l'implantation des applications ayant notamment des contraintes temps-réel.

- Logique floue : Les réseaux de neurone se sont inspirés du fonctionnement du cerveau humain, ils savent utiliser des notions imprécises, modélisent des systèmes dynamiques et non linéaires, le réseau établit lui-même ses connaissances, à partir d'exemples.

Bien que les réseaux de neurones soient capables d'effectuer beaucoup de tâches, ils souffrent néanmoins de certaines limites dont on peut citer[33, 34]

- Choix des attributs : Pour permettre de travailler avec les réseaux de neurones, il est nécessaire de choisir soigneusement la représentation des données. Les attributs ne peuvent être que numériques.

- Processus d'apprentissage : Lorsque la durée d'apprentissage est très longue, la possibilité de perdre la capacité de généralisation par le RN augmente c.-à-d. apprentissage au détriment de la généralisation (Le problème du sur-apprentissage).

- Architecture du réseau : Le nombre de nœuds dans les couches d'entrée et de sortie sont généralement fixés par l'application, mais comment optimiser le nombre de niveaux cachés et le nombre de nœuds dans ces niveaux ? Il n'existe pas des règles claires dans ce sens.

- Exploitabilité : Il existe une grande difficulté pour expliquer les résultats obtenus par le réseau de neurones, car ce dernier fonctionne comme une boîte noire et peut découvrir des règles et l'exploitent pour résoudre des problèmes, mais il ne permet pas la possibilité d'extraire des lois ou des formules depuis ces règles.

#### 5. Application des RNAs:

Depuis leur apparition, les réseaux de neurones ont été largement utilisés dans plusieurs domaines. On peut citer [35,36] :

- Industrie : contrôle de qualité, diagnostic de panne, analyse de signature ou d'écriture manuscrite, contrôle de procédés industriels...
- Finance : prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, attribution de crédits...
- Télécommunications et informatique : analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données...
- Environnement : évaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisation météorologiques, gestion des ressources...
- Médical : Diagnostique automatisé des maladies, et traitement automatique des informations issues des imageries médicales...
- Militaire : Guidage des missiles, Drones et avions sans pilotes... ‘

## 6. Perceptron Multi Couche (PMC)

Le perceptron est l'un des premiers réseaux de neurones, conçu en 1958 par *Rosenblatt*. Il est linéaire et monocouche. Il est inspiré du système visuel. La première couche (d'entrée) représente la rétine. Les neurones de la couche suivante (unique, d'où le qualificatif de monocouche) sont les cellules d'association, et la couche finale les cellules de décision. Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et 1 ou 0 et 1). Seuls les poids des liaisons entre la couche d'association et la couche finale peuvent être modifiés. La règle de modification des poids utilisée est la règle de *Widrow-Hoff* : si la sortie du réseau (donc celle d'une cellule de décision) est égale à la sortie désirée, le poids de la connexion entre ce neurone et le neurone d'association qui lui est connecté n'est pas modifié.

Dans le cas contraire le poids est modifié proportionnellement. À la différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée :

$$w \leftarrow w + k (d - s),$$

Où  $s$  est la sortie obtenue,  $d$  la sortie désirée et  $k$  une constante positive.

Un PMC (*Perceptron Multi Couche* ou *Multi Layer Perceptron*) désigne un réseau connexionniste ayant une architecture particulière, une dynamique feedforward (sans circuit) et une règle d'apprentissage du type rétro propagation.

Comme son nom l'indique, les unités de PMC sont réparties en couches (au moins deux), une unité ne recevant des signaux que des unités en amont (couche immédiatement précédente). On distingue les unités de la première couche (entrée), de la dernière couche (sortie) et des couches intermédiaires (cachée).

Les perceptrons multicouches ont été principalement conçus pour résoudre des problèmes non linéaires à plus de deux classes. Cela a été possible au travers de la rétro propagation du gradient de l'erreur proposé par *Rumelhart et al.*

L'objectif principal de la rétro propagation est de déterminer les meilleurs poids applicables à chacune des connexions inter-neuronales en confrontant le réseau à des exemples déjà classés.

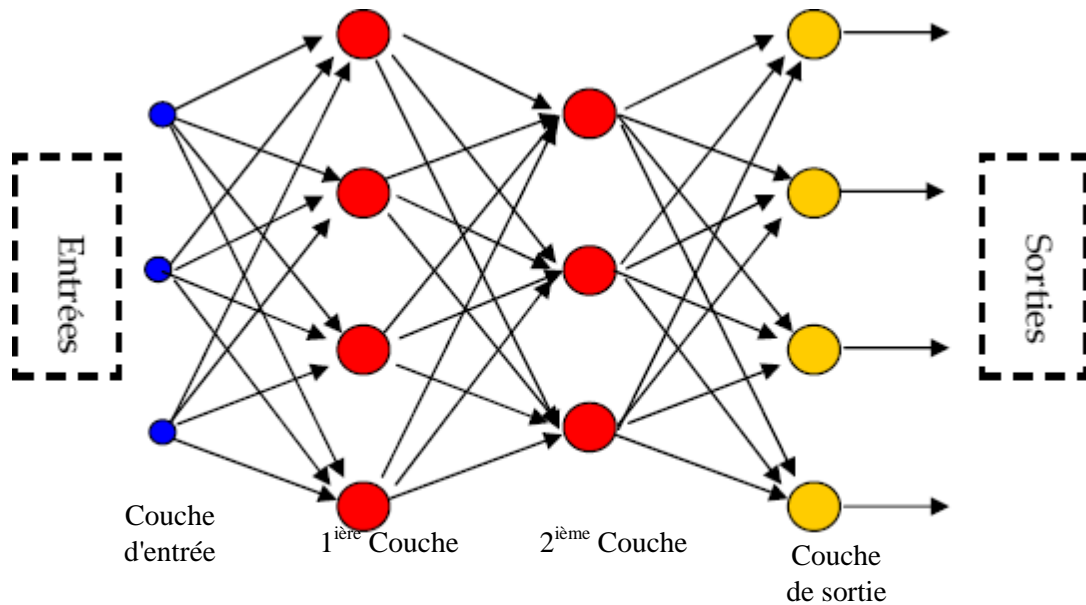


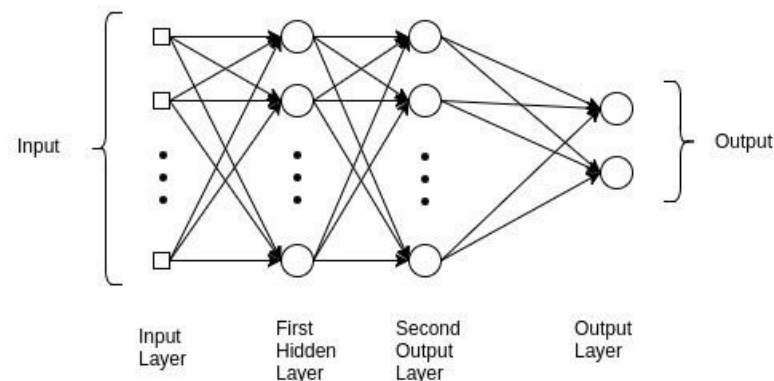
Figure 22: Réseau multicouche.

### 7.1 Architecture de P.M.C

Le perceptron multicouche (PMC) est un réseau composé de couches successives. Une couche est un ensemble de neurones n'ayant pas de connexion entre eux. Une couche d'entrée lit les signaux entrant, un neurone par entrée  $x_j$ , une couche en sortie fournit la réponse du système. Selon les auteurs, la couche d'entrée qui n'introduit aucune modification n'est pas comptabilisée.

Une ou plusieurs couches cachées participent au transfert de données.

Dans un perceptron, un neurone d'une couche cachée est connecté en entrée à chacun des neurones de la couche précédente et en sortie à chaque neurone de la couche suivante.



## 7.2 Fonctionnement d'un réseau P.M.C

Le système fonctionne en deux phases distinctes :

- ✓ Une phase d'apprentissage pendant laquelle les poids des connexions sont mis à jour de manière dynamique ;
- ✓ Une phase d'exécution pendant laquelle le réseau est effectivement opérationnel.

### 7.2.1 Apprentissage du P.M.C

Cette méthode d'apprentissage exige des informations entrée / sortie et un apprentissage à l'extérieur qui connaît des réponses correctes désirées de forçement d'un signal d'erreur quand une erreur est établie et minimisant celle-ci, on a un outil d'optimisation des paramètres internes du réseau.

Les réseaux apprennent à classifier les exemples de chaque chiffre, l'ajustement des coefficients de pondération des neurones par l'algorithme de rétro propagation de gradient permet d'obtenir le comportement désiré, en minimisant l'erreur quadratique entre les sorties réelles et les sorties désirées.

### 7.2.2 Algorithme de rétro propagation

Le réseau Neuronal apprend à trouver les exemples prédéfinis, les pairs d'entrée (sorties) en utilisant une phase pour la propagation et une autre pour l'adaptation après avoir excité l'entrée par un échantillon, le simulé va se propager jusqu'à provoquer une sortie qui va être comparée avec une sortie désirée et une erreur sera établie pour chaque unité de sortie, les signaux d'erreurs sont transmis dans le sens inverse.

Les sortie vers chaque unité de la couche intermédiaire qui a contribué directement à l'établissement de la sortie, donc chaque unité de la couche intermédiaire reçoit seulement une portion de l'erreur totale, et cela en se basant sur la contribution relative de cette unité à l'établissement de la sortie ; Cette procédure est répétée couche après couche jusqu'à ce que chaque unité dans le réseau reçoive un signal d'erreur déterminant sa contribution à l'erreur. Les pondérations sont mises à jour dans chaque unité pour faire converger le réseau.

L'algorithme de rétro propagation se résume comme suit :

#### Algorithme de rétro propagation

Suivant la formulation mathématique du MLP

$$S_i = \sum W_{ij} * U_j \text{ et } U_i = f(S_i) = 1 / (1 + \exp(-S_i))$$

Principe descente du gradient sur l'erreur quadratique moyen

Règle delta généralisée

$$W = W - \rho \Delta_{err}(w) \text{ avec } \rho \text{ pas d'apprentissage}$$

**Algorithme**

Fixer le pas d'apprentissage à une valeur positive suffisamment petite

Initialiser les poids du réseau

Initialiser  $\Delta w_{kj} \leftarrow 0, \Delta w_{ji} \leftarrow 0,$

Répéter jusqu'à terminaison

  Pour chaque exemple d'apprentissage faire

    1 Appliquer le réseau et calculer les sorties

    2 Calculer et cumuler les deltas

      ▪ Pour chaque unité de sortie k

        Calculer  $\delta_k; \Delta w_{kj} \leftarrow \Delta w_{kj} - \eta \delta_k z_j$

      ▪ Pour chaque unité cachée j

        Calculer  $\delta_j; \Delta w_{ji} \leftarrow \Delta w_{ji} - \eta \delta_j x_i$

  Ajuster les poids

    ▪  $w_{ji} \leftarrow w_{ji} - \Delta w_{ji}$

    ▪  $w_{kj} \leftarrow w_{kj} - \Delta w_{kj}$

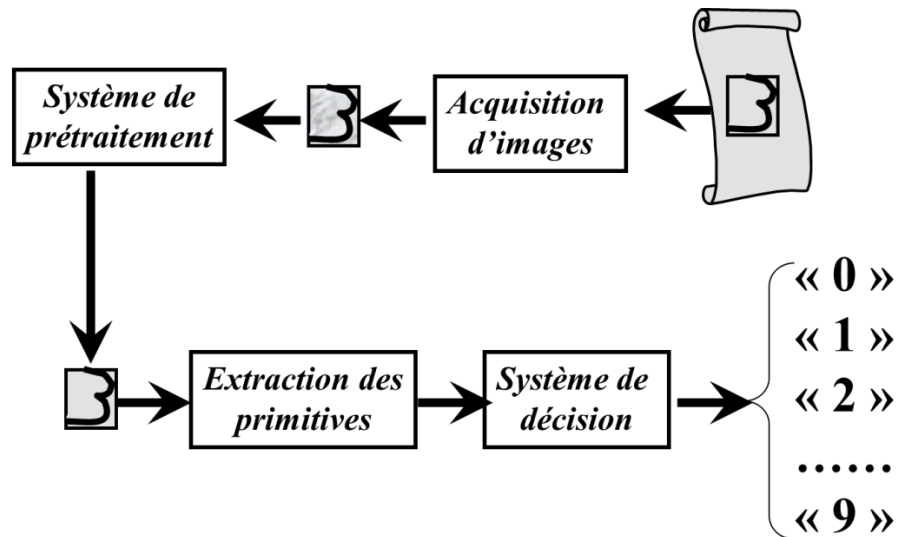
Durant l'apprentissage de réseau, des certaines modifications des poids est réalisée dans le but d'avoir une meilleure réponse du réseau, la modification est atteinte lorsque le réseau se stabilise, il est souvent impossible de décider à priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée.

A la fin de l'apprentissage les poids sont fixés, c'est alors la phase de généralisation. Le réseau peut ensuite dans un certaines mesure être capable de généraliser. C'est-à-dire de produire des résultats corrects sur de nouveaux cas qui ne lui avaient pas été présentes au cours de l'apprentissage.

**7.3 Applications :**

Depuis leurs apparition les PMC sont appliqués dans des plusieurs domaines :

- **Application de reconnaissance optique de caractère OCR**
  - ✓ Reconnaissance sans contrainte
  - ✓ Reconnaissance hors contexte
  - ✓ Reconnaissance du scripte
  - ✓ Reconnaissance des caractères manuscrits
- **Reconnaissance de chiffres manuscrits**



- **Seuillage d'images :** Opération que l'on effectue sur une image afin d'obtenir une nouvelle image à deux niveaux de gris.
- **Base d'apprentissage incrémentale :**
  - ✓ Base incrémentale en imagerie satellitaire
- **Extraction des connaissances**
  - ✓ Extraction des connaissances d'une base d'exemples
  - ✓ Approche d'extraction de connaissances

## **7. Conclusion**

Ce deuxième chapitre nous a permis d'avoir une vue plus ou moins généraliste de l'apprentissage automatique et les réseaux de neurones. On a passé en revue quelques algorithmes en apprentissage automatique. Quand l'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins cachée des données, on parle d'apprentissage non supervisée, dans le cas contraire c'est-à-dire que la machine apprend à réaliser des tâches à partir d'une base d'apprentissage contenant des exemples déjà traités, on parle d'apprentissage supervisé. L'apprentissage automatique est un domaine en pleine expansion notamment grâce au réseau de neurone artificiel. Les réseaux de neurones constituent la pierre angulaire de l'évolution de l'apprentissage automatique vers de nouveaux champs d'application que laissent entrevoir la vision artificielle.

Ensuite nous avons présenté un ensemble de généralités et de concepts relatifs aux réseaux de neurones, ses fonctions d'activation, ainsi que ses différentes architectures et quelques algorithmes d'apprentissage. Ensuite, nous avons présenté quelque types de ces réseaux en essentiellement notre cas d'étude le perceptron multicouches.

Ces algorithmes peuvent être utilisés pour la reconnaissance d'image et de parole. Mais dans ce mémoire, nous nous intéressons à la classification de l'écriture manuscrite, plus précisément de chiffres manuscrits, à travers le perceptron multicouche.

Nous introduisons dans le chapitre suivant, nos modèles que nous entraînons et l'implémentation de ces modèles.

# **Chapitre III :**

## **Implémentation et résultats**

1. Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présentons les différentes étapes réalisées durant l'implémentation de notre application, nous commençons à décrire la création de la base de données, ensuite nous définissons les fonctionnalités de notre application et enfin nous discutons les résultats obtenus.

Nous avons utilisé le modèle de classification des réseaux de neurones multicouches (PMC) pour classifier les chiffres manuscrits, de la base MNIST.

La réalisation de tout système informatique doit être précédée par une phase de conception. La conception est un processus créatif qui nécessite de l'expérience que l'on acquiert essentiellement par la pratique ainsi que par l'étude du domaine. Une bonne conception est la clé d'un développement de logiciel efficace. Un système bien conçu est facile à réaliser et à maintenir, donc il est fiable, viable et de qualité. De ce fait, cette phase est plus que cruciale pour l'avenir du système.

L'architecture de notre système de classification des chiffres manuscrits est schématisée comme :

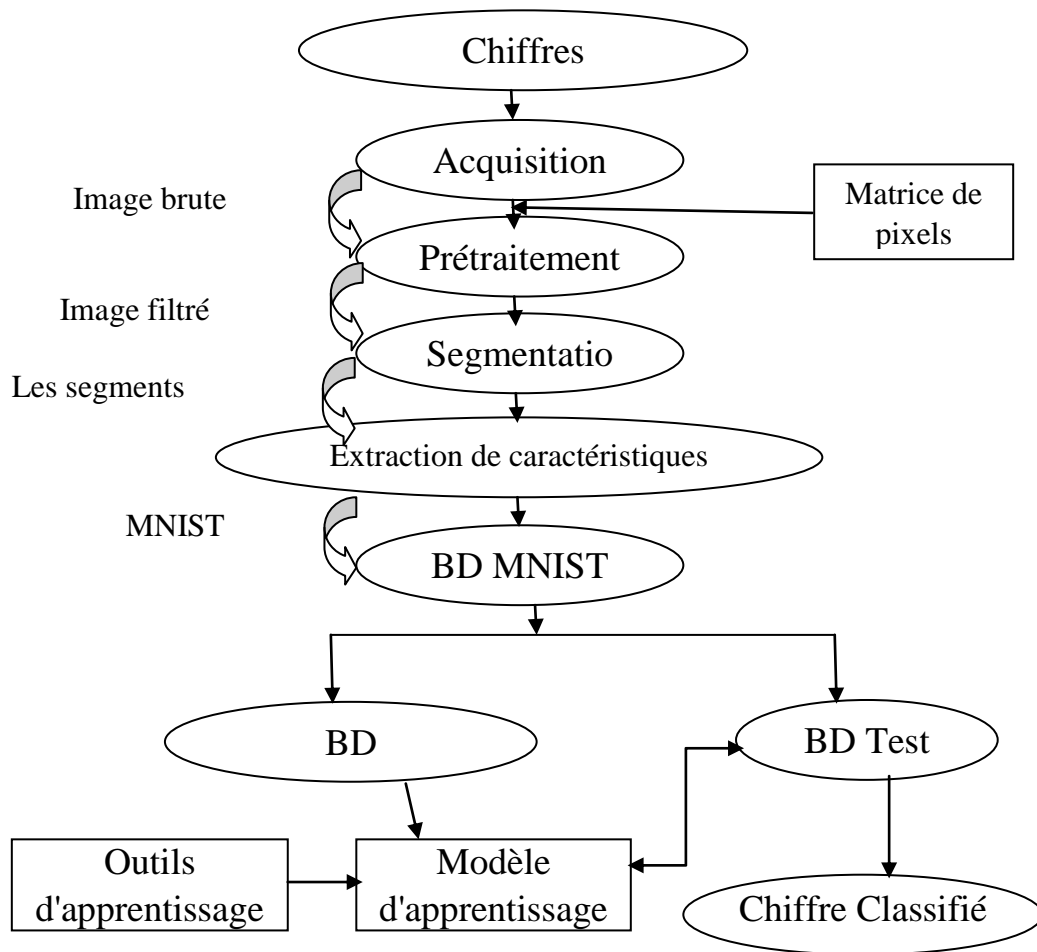


Figure 23: l'architecture de notre système

## 2. Environnements :MATLAB R2015b

**MATLAB** : est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques « traitement du signal, imagerie, etc. », d'où le choix de ce langage qui nous permettra de traiter les images avec efficacité et rapidité.

MATLAB est doté d'un environnement simple et convivial et contient de nombreuses boîtes à outils (réseaux de neurones, bio-informatique, ondelettes, statistiques, etc.).

## 3. Base d'image

Notre objectif est de développer un système de reconnaissance des chiffres manuscrits, dans le cadre d'un apprentissage automatique, La base de données utilisée dans ce travail, est constituée d'une partie des images de la bibliothèque MNIST de chiffres manuscrits (LeCun, Y., Cortes, C., & Burges, C.J. 1998).

### MNIST

MNIST (Mixed National Institute of Standards and Technology) est une base de d'images de chiffres manuscrits qui est couramment utilisée par divers systèmes de traitement d'image. La base d'images est également largement utilisée pour l'apprentissage et les tests. Elle contient 60000 images d'apprentissage et 10000 images de test, ces images réparties sur dix (10) classes de chiffres (0,...,9).

## 4. Présentation de l'application

La fenêtre principale de notre application est composée des quatre menus suivants : menu File, menu Training, menu Classification et menu Help.

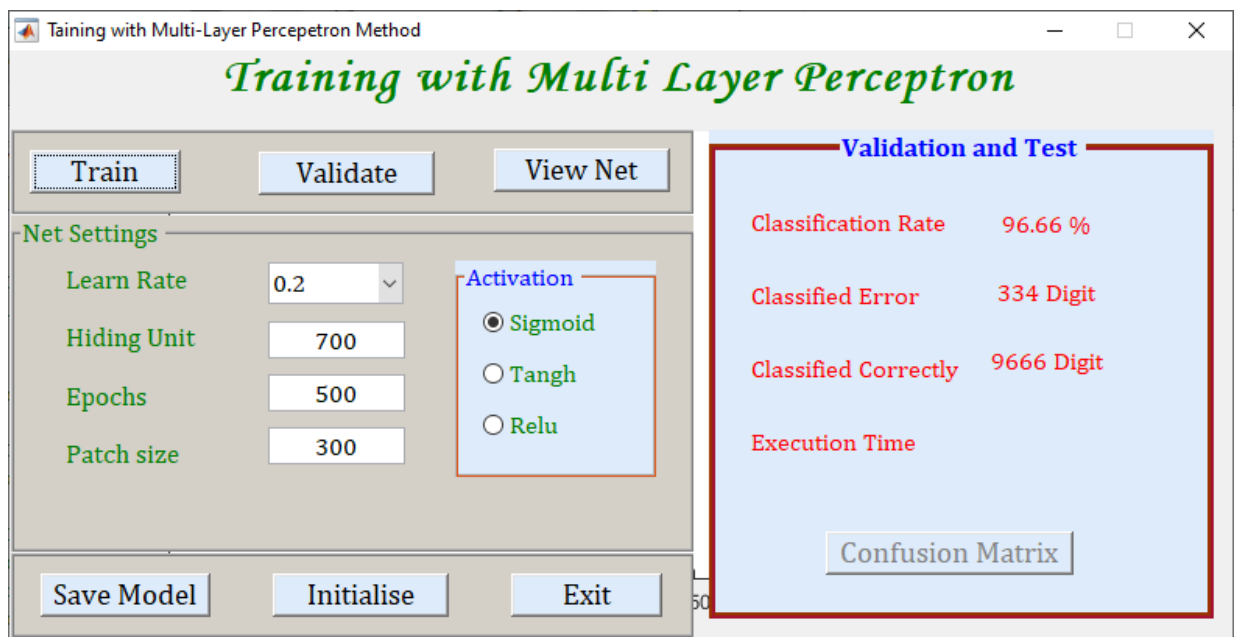
### 4.1 Fenêtre Principale : permet l'affichage de notre application



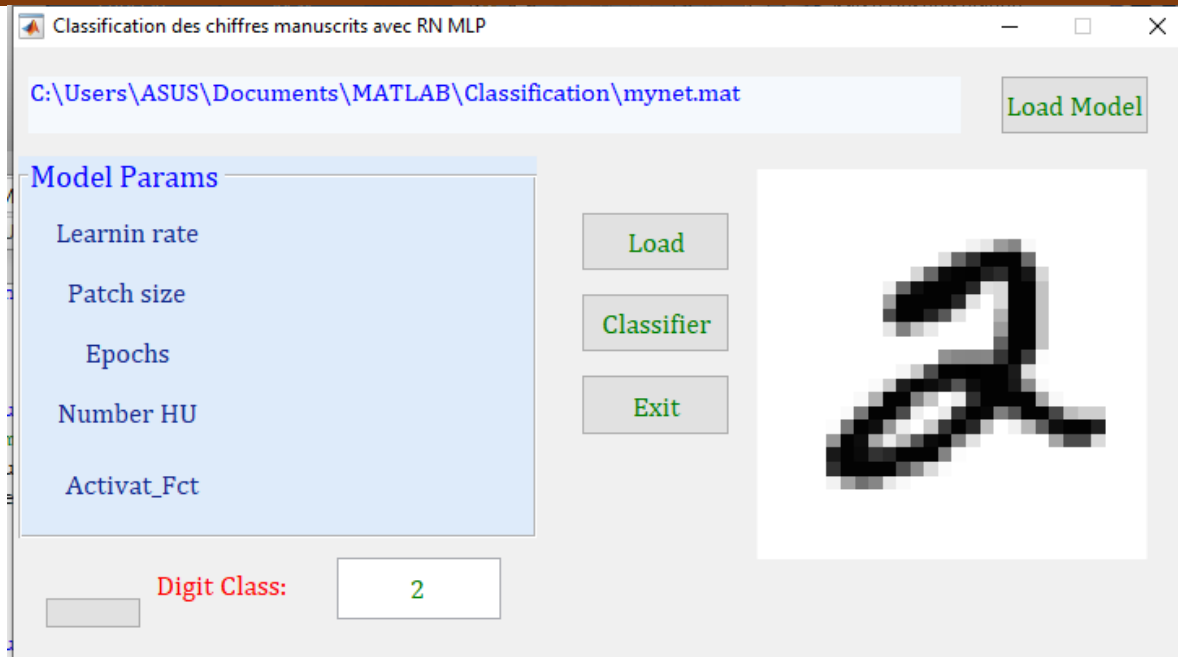
**4.2 Menu Load** : chargement des data sets d'entraînement et de test



**4.3 Menu Training** : permet l'apprentissage de réseaux avec PMC et les paramètres entrer par l'utilisateur et permet de valider, sauvegarder modèles, initialiser paramètres et afficher le réseau.



**4.4 Menu classification** : permet de classifier les exemples par le modèle enregistré lors de l'opération d'entraînement.



### 5. Discussion de classification :

Vu la robustesse des réseaux de neurones et la variété de ces méthodes dans la classification, nous avons choisi l'un des plus répondeur qui est le perceptron multicouche (PMC).

#### 5.1 Phase d'apprentissage

Pour l'apprentissage du réseau de neurone, nous avons chaque fois changé les paramètres du réseau pour sauvegarder des modèles PMC avec une dataset de 60000 images.

La figure suivante montre le plot d'erreur d'entrainement des images.

Les résultats obtenus sont présentés ci-dessous

Paramètres		Taux de classification
Nombre HU	700	PMC 1
Epochs	500	
Learning rate	0.2	
Patch Size	100	
Nombre HU	700	PMC 2
Epochs	500	
Learning rate	0.2	
Patch Size	200	
Nombre HU	700	PMC 3
Epochs	500	
Learning rate	0.1	
Patch Size	150	
Nombre HU	300	PMC 4
Epochs	200	
Learning rate	0.1	
Patch Size	120	
Nombre HU	700	PMC 5
Epochs	500	
Learning rate	0.2	
Patch Size	300	

Tableau 2: Résultats d'entraînements du modèle

## 5.2 Phase de test

Une fois l'apprentissage est terminé, une étape de test commence. Les tests concernent la vérification de la performance du réseau de neurone, ce test est effectué avec une dataset de 10000 images. En effet, cette validation est exprimée par le taux de reconnaissance (TC) calculé par la formule suivante:

$$TC = \frac{\text{Correctly\_Classified}}{\text{Nombre\_Totale\_images}}$$

Les résultats obtenus sont présentés ci-dessous :

Modèles	Taux de Classification
PMC 1	94.17%

<b>PMC 2</b>	95.57%
<b>PMC 3</b>	91.61%
<b>PMC 4</b>	90.37%
<b>PMC 5</b>	96.66%

*Tableau 3: Résultats de test et validation*

D'après les résultats obtenus par test, le taux de classification affecté par taux d'apprentissage (Learning rate) et patch size, c.-à-d. lorsqu'on diminue le taux d'apprentissage et augmente le patch size le taux de classification augmente, (cf. PMC 2 et PMC 5) et lorsqu'on augmente le taux d'apprentissage et diminue le patch size le taux de classification diminue (cf. PMC 3 et PMC 4).

## **6. Conclusion**

Dans ce dernier chapitre, nous avons montré que la régularisation des paramètres de réseau peut améliorer la performance du classifieur. Concernant le réseau de neurone la détermination de la structure d'un perceptron multicouche reste un problème crucial lors de la phase d'apprentissage.

La classification des chiffres manuscrits par la méthode du réseau de neurone (PMC) est meilleure.

# Conclusion Générale

### **Conclusion générale**

Les techniques de classifications des données ont évolué au fil du temps, et la classification joue un rôle très important et elle est parmi les problèmes les plus appréhendés en informatique car y trouve beaucoup d'applications liées à la prise de décision.

Nous avons présenté des concepts généraux liés à l'apprentissage automatique et reconnaissance des chiffres manuscrites hors-lignes, en précisant les principales méthodes de prétraitement, d'extraction des caractéristiques, d'apprentissage et de reconnaissance.

Le type de classification liée à notre travail et la classification supervisée par les techniques des réseaux de neurones multicouches.

Ce travail consiste à la réalisation d'un système de classification de chiffres manuscrits hors-lignes par la méthode neuronale en utilisant la base MNIST contenant 70000 images de chiffres, par l'application d'algorithmes d'apprentissage et de classification du perceptron multicouches avec les chiffres normalisés d'une taille : Hauteur 28 / Largeur 28.

Notre système a donné des bons résultats au niveau de la classification, cela nous a permis de découvrir un domaine de l'intelligence artificielle très prometteur qui est l'apprentissage profond par les réseaux de neurones et montre l'efficacité de technique utilisé lors de l'apprentissage (MLP) et la classification.

Finalement, le travail entamé reste ouvert à de futures contributions et amélioration.

Les perspectives de ce travail sont :

- Utilisation d'une base d'image issue d'une base réelle de chiffres pour que ce système soit en continuité par d'autre système.
- Adaptation d'autres paramètres pour diminuer le taux d'erreur du système et par conséquent avoir un système fiable.

# **Bibliographie**

## **Bibliographie**

- [01] A. Gattal – “Segmentation automatique pour la reconnaissance numérique des chèques bancaires algériens”, Thèse, Thèse de MAGISTER, centre Universitaire de Khanchela, 2011.
- [02] F. Zaiz – “Technique basée puzzle/svm pour l’amélioration de la reconnaissance du texte arabe manuscrit”, Thèse, Université Mohamed Khider-Biskra, 2017.
- [03] N. SALIMA – “Reconnaissance de caractères manuscrits par intelligence collective”, Thèse, Université de Sétif 1-Ferhat Abbas, 2013.
- [04] Jean-Pierre – “reconnaissance de l’écriture manuscrite”, Thèse, Université de Rennes 1.
- [05] D. Abdelhakim – “La reconnaissance des chiffres manuscrits par les machines à vecteurs de support (SVMs)”, Thèse, Thèse de Master, Université de Tébessa, 2011.
- [06] G. Abdeljalil – “Segmentation-verification for handwritten digit recognition”, Thèse, MINISTRY OF HIGHER EDUCATION, 2016.
- [07] F. Menasri – “Contributions à la reconnaissance de l’écriture arabe manuscrite”, UNIVERSITE PARIS DESCARTES, Thèse de doctorat (2008).
- [08] F. Grandidier – “Un nouvel algorithme de sélection de caractéristiques : application à la lecture automatique de l’écriture manuscrite”, Thèse, École de technologie supérieure, 2003.
- [09] N. Benahmed – Optimisation de réseaux de neurones pour la reconnaissance de chiffres manuscrits isolés : Sélection et pondération des primitives par algorithmes génétiques, École de technologie supérieure, 2002.
- [10] A. El-Yacoubi, R. Sabourin, M. Gilloux et C. Y. Suen – “Improved model architecture and training phase in an off-line hmm-based word recognition system”, Proceedings. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No. 98EX170), vol. 2, IEEE, 1998, p. 1521–1525.
- [11] P. M. Lallican, C. Viard-Gaudin et S. Knerr – “From off-line to on-line handwriting recognition”, (2000).
- [12] C.-A. Azencott – Introduction au machine learning, Dunod, 2019.

- [13] M. Coté – “Utilisation d’un modèle d’accès lexical et de concepts perceptifs pour la reconnaissance d’images de mots cursifs”, Thèse, Paris, ENST, 1997.
- [14] C.-L. Huang et C.-J. Wang – “A ga-based feature selection and parameters optimization for support vector machines”, *Expert Systems with applications* 31 (2006), no. 2, p. 231–240.
- [15] E. Kussul et T. Baidyk – “Improved method of handwritten digit recognition tested on mnist database”, *Image and Vision Computing* 22 (2004), no. 12, p. 971–981.
- [16] P. Q. Dung – “Réseaux de neurones pour la reconnaissance des formes”, Travail d’Intérêt Personnel Encadré par Prof. HO Tuong Vinh, Hanoi 15 (2005).
- [17] R. Mifdal – “Application des techniques d’apprentissage automatique pour la prédiction de la tendance des titres financiers”, Thèse, École de technologie supérieure, 2019.
- [18] A. Abdi – “Three types of machine learning algorithms”, 2016.
- [19] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides et M.B. Gordon, *Réseaux de Neurones Méthodologies et Application*, S. Thiria, L. Herault (Eds.), Groupe Eyrolles, 2004.
- [20] H. Abdi et D. Valentin, *Modèles Neuronaux Connexionnistes et Numériques pour la Mémoire des Visages*, *It Psychologie Française* 39(4), pp 357-392, 1994.
- [21] P. Dayan et L.F. Abbott, *Theoretical Neuroscience*, 2000.
- [22] H. Abdi, *Précis de Connexionnisme, Intelligence Artificielle et Intelligence Naturelle*, Paris : Presse Universitaires de France in J. P Rossi, J. F Le Ny, J. F (Eds.), 1993.
- [23] J.A. Freeman et D.M. Shapriua, *Neural Networks: algorithms, Application and Programming Techniques*, Book, Addison Wesley Publishing Company, INC, 1991.
- [24] L.P.J. Veelenturf, *Analysis and Applications of Artificial Neural Networks*, Book PrnticeHall, Edition, 1995.
- [25] Y.H. Hu et J.N. Hwang, *Introduction to neural Networks for Signal Processing*, *Handbook of Neural Network Signal Processing*, CRC Press LLC, 2002.

- [26] Z. Szlávik, T. Szirányi, Face Identification with CNN-UM, 2003
- [27] F. Rosenblatt, The Perceptron: probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* 65, pp 386-408, 1958.
- [28] H. Abdi, Neural Network, M. Lewis-Beck, A. Bryman et T. Futing (Eds.), *Encyclopedia of Social Sciences Research Methods*, Thousand Oaks (CA ): Sage, 2003.
- [29] W.S. Sarle, Neural Network and Static Models, *Proceedings of The Nineteenth Annual SAS Users Group International conference*, April 1994.
- [30] Marc Parizeau “Réseau de Neurones”, Automne 2004, presse de l’université de LAVAI. 2004
- [31] M.T. Khadir, *Les Réseaux de Neurones Artificiels*, 2005.
- [32] R. A. Jacobs. “Increased rates of convergence through learning rates adaptation,” *Neural Networks*, vol. 1, pp. 295-350, 1988.
- [33] K. Kara, “Application des réseaux de neurones à l’identification des systèmes non linéaires,” *Thèse de magistère en électronique*, Université de Constantine, 1995.
- [34] L. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications*, Addison Wesley, Publishing Company, Inc, 1991.