

# UNIVERSITÉ KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication  
Département d'Informatique et des Technologies de l'Information



## Mémoire

### Master Académique

Domaine : Mathématique et Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Informatique Industrielle

Présenté par :

✎ Melle **BOUKHETTALA Narimane**

✎ Melle **GUERAICHI Khaoula**

### Thème

**La Reconnaissance de la Langue des Signes Algérienne :**  
**« La Mise en Place D'un Système De Traduction**  
**SIGNES/MOTS »**

Soutenu publiquement

Le: 01/06/2017

Devant le jury :

✎ Melle. TOUMI Chahrazed

Président

UKM OUARGLA

✎ Mr. KHALDI Amine

Examinateur

UKM OUARGLA

✎ Mr. ZITOUNI Farouq

Rapporteur

UKM OUARGLA

**Année universitaire : 2016/2017.**

# *Remerciements*

*Nous tenons tous d'abord à remercier le bon dieu tout puissant de nous avoir aidés à réaliser ce modeste travail.*

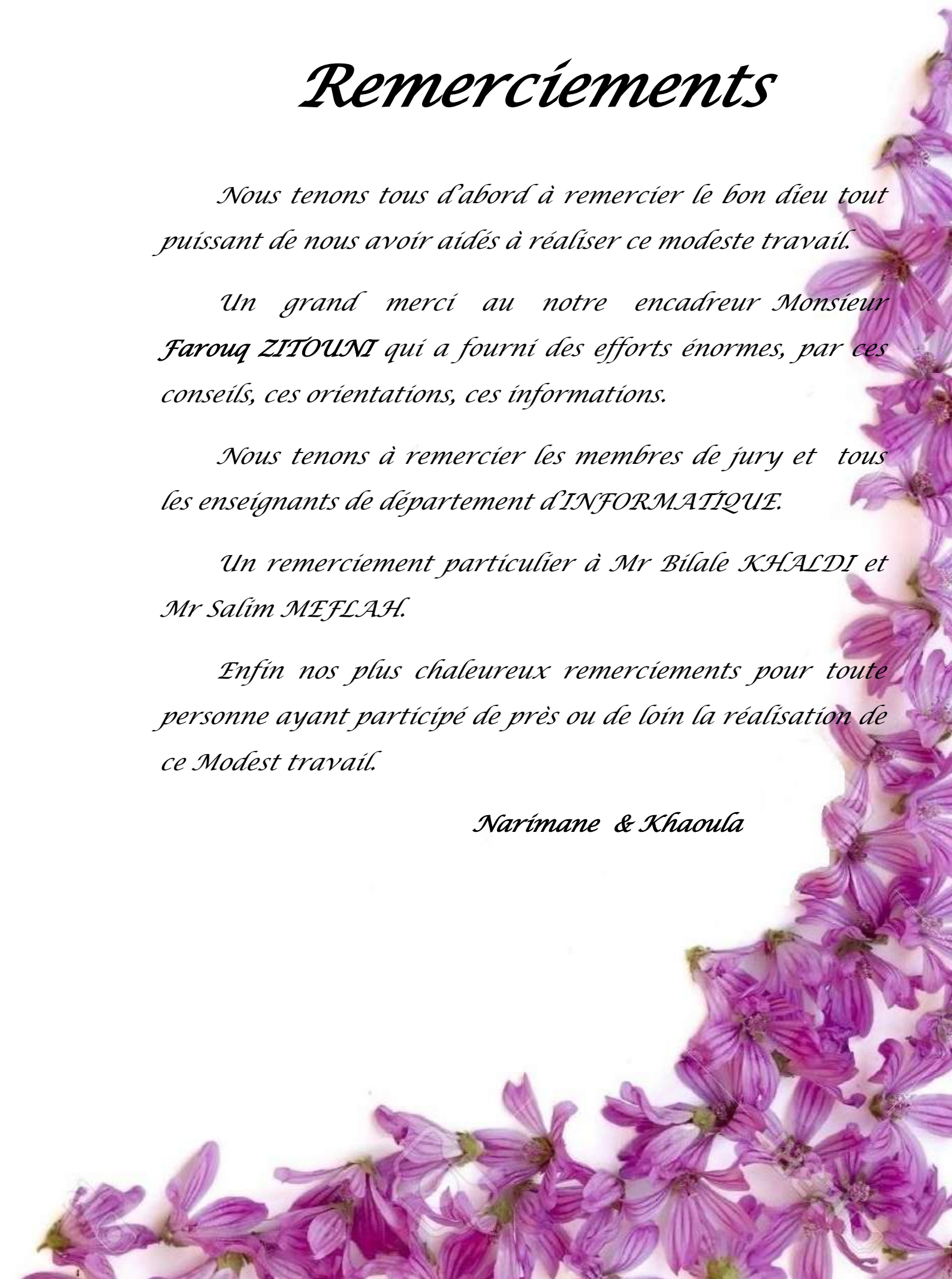
*Un grand merci au notre encadreur Monsieur Farouq ZITOUNI qui a fourni des efforts énormes, par ces conseils, ces orientations, ces informations.*

*Nous tenons à remercier les membres de jury et tous les enseignants de département d'INFORMATIQUE.*

*Un remerciement particulier à Mr Bilale KHALDI et Mr Salim MEFLAH.*

*Enfin nos plus chaleureux remerciements pour toute personne ayant participé de près ou de loin la réalisation de ce Modest travail.*

*Narimane & Khaoula*



# *Dédicaces*

*A l'aide de DIEU tout puissant, qui trace le chemin de ma vie, j'ai pu arriver à réaliser ce modeste travail que je dédie:*

*A ceux qui sont dans mon cœur, qui ont veillés pour notre confort et sacrifié beaucoup pour notre réussite, à mes chers Parents que dieu les gardent.*

*A mes frères Samir et sa petite famille, Walid et Salim.*

*Pour tous mes oncles et tantes.*

*Spécialement ma copine spirituelle HASNA et mes cousines Sabrina et Rania.*

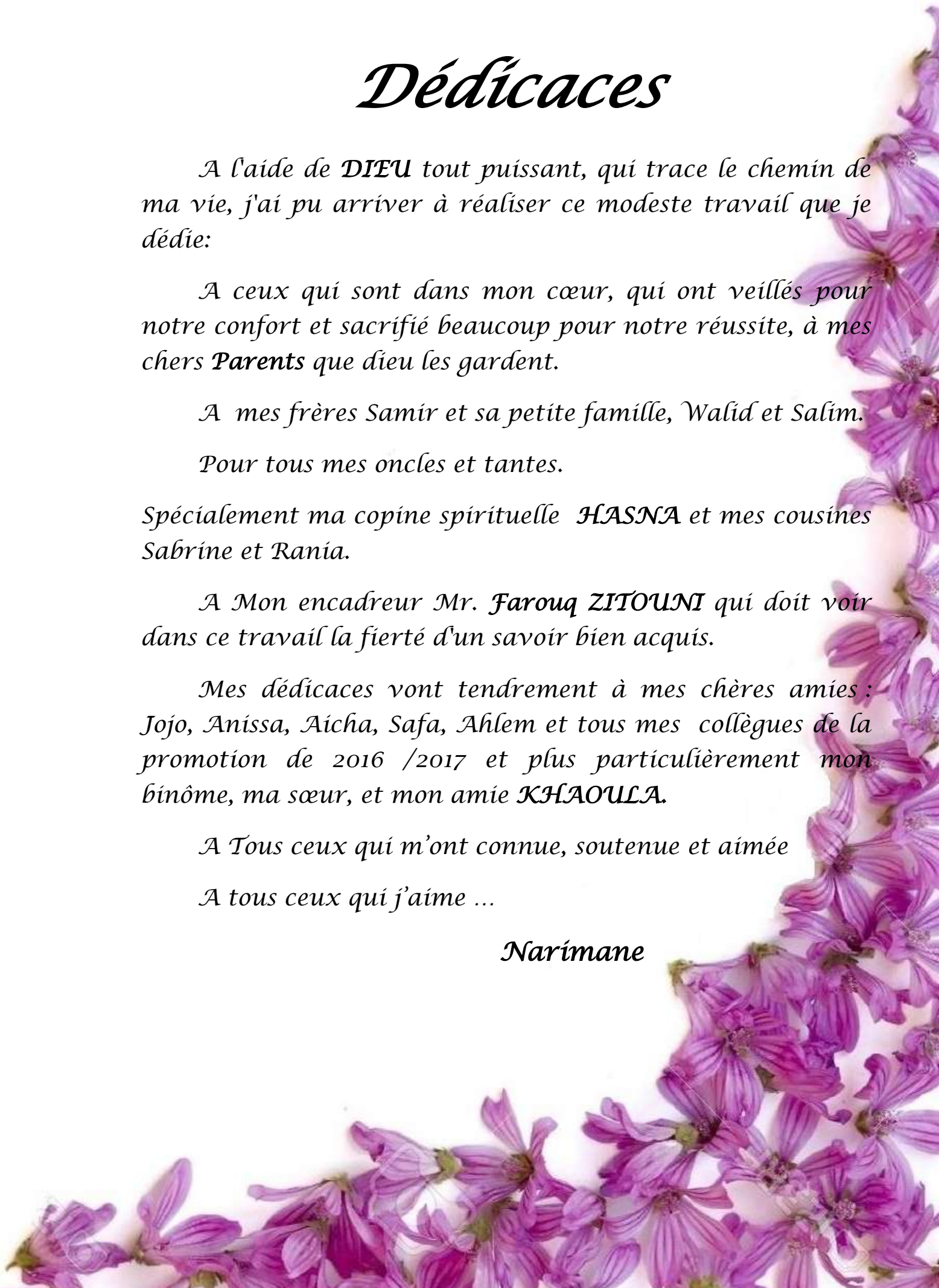
*A Mon encadreur Mr. Farouq ZITOUNI qui doit voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.*

*Mes dédicaces vont tendrement à mes chères amies : Jojo, Anissa, Aicha, Safa, Ahlem et tous mes collègues de la promotion de 2016 /2017 et plus particulièrement mon binôme, ma sœur, et mon amie KHAOULA.*

*A Tous ceux qui m'ont connue, soutenue et aimée*

*A tous ceux qui j'aime ...*

*Narimane*





# *Dédicaces*

*Je dédie ce mémoire à :*

*Mes parents, ma chère maman pour son amour infini, pour son soutien incorporable, pour sa compréhension qui n'a pas d'équivalent, avec mes sentiments d'amour et de respect les plus chaleureux.*

*Mon cher père, à qui je dois tant et tout, symbole du courage et de sacrifice, sa patience et son aide qui m'ont toujours encouragée et soutenue au cours de la période de mes études, je souhaite que ce travail soit un témoignage de ma profonde affection et reconnaissance du sacrifice de mon père.*

*Mes frères Amine, Zakaria, Yahia et mes sœurs Hadjer et Djihad qui n'ont cessé d'être pour moi un exemple de persévérance, de courage et de générosité.*

*Mon binôme Narimene qui m'a toujours soutenue et qui a fait son travail par excellence.*

*Mon amie Wissam qui est une vraie sœur et qu'elle a toujours été là pour moi.*

*Mes amies : Messaouda, Siham, Jojo, Amira, Khaoula.*

*Mon professeur ZITOUNI qui doit voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.*

*A tous ceux qui j'aime dans le monde.*

*Khaoula*

## Table des matières

Table des matières .....	V
Liste des Figures .....	VII
Liste des Tableaux .....	VII
<i>Introduction Générale</i> .....	1

### Chapitre 1: Introduction à la Reconnaissance Des Formes

1.1	Introduction.....	3
1.2	Définitions .....	3
1.2.1	Une forme.....	3
1.2.2	La Reconnaissance Des Formes .....	3
1.3	Domaines d'Application de la RDF.....	4
1.4	Système de Reconnaissance Des Formes .....	5
1.4.1	Préparation des Données .....	6
1.4.1.1	Numérisation.....	6
1.4.1.2	Prétraitements .....	6
1.4.1.3	Calcul des Représentations (Extraction des Caractéristiques).....	6
1.4.2	Apprentissage .....	6
1.4.3	Classification .....	7
1.4.4	Post-Traitement .....	7
1.5	Principe Générale des Méthodes de Reconnaissance Des Formes .....	7
1.5.1	Les Méthodes Statistiques .....	7
1.5.2	Les Méthodes Structurelles (ou Syntaxiques).....	8
1.5.3	Les Réseaux de Neurones.....	9
1.6	Mesures de Performance.....	9
1.7	Conclusion .....	10

### Chapitre 2: La Langue des Signes Algérienne LSA

2.1	Introduction.....	11
2.2	La Reconnaissance Officielle des Langues des Signes par les États :.....	11
2.3	La Langue des Signes Algérienne .....	12
2.3.1	Définition.....	12
2.3.2	Types des Signes .....	13
2.3.2.1	Les Gestes de la Main et du Bras .....	13

2.3.2.2	Les Gestes de la Tête et du Visage .....	13
2.3.2.3	Les Gestes Impliquant Tout le Corps.....	13
2.3.3	Composition d'un Signe.....	13
2.3.3.1	La Configuration .....	14
2.3.3.2	L'Orientation.....	14
2.3.3.3	Le Mouvement .....	14
2.3.3.4	L'Emplacement.....	15
2.3.3.5	Mimique Faciale (Expression de Visage) .....	15
2.3.4	Alphabet de la Langue des Signes Algérienne (ALSA).....	16
2.4	Reconnaissance Automatique des Signes .....	17
2.4.1	Définition : .....	17
2.4.2	Avantages de la Reconnaissance Automatique des Signes .....	17
2.5	Reconnaissance des Gestes .....	18
2.5.1	Reconnaissance des Gestes Corporels.....	18
2.5.2	Reconnaissance des Gestes d'Expression Faciales .....	18
2.5.3	Reconnaissance des Gestes Manuels.....	19
2.6	Conclusion .....	19

### **Chapitre 3: Implémentation**

3.1	Introduction.....	20
3.2	Architecture Générale du Système Proposé.....	20
3.2.1	L'acquisition des Images.....	21
3.2.2	Les Moments de Zernike .....	22
3.2.3	Réseau de Neurones (PMC) .....	23
3.2.3.1	Réseau de Neurones Toolbox .....	24
3.2.3.2	Taux de Reconnaissance Obtenues .....	25
3.2.4	Réseau de Neurones Convolutifs (CNN) .....	27
3.2.4.1	Architecture d'un CNN.....	27
3.2.4.2	L'Entraînement d'un CNN.....	28
3.2.4.3	Le Réseau de Neurones Convolutifs (CNN).....	29
3.3	Expérimentations .....	30
3.3.1	Tests des Performances des Méthodes de Reconnaissance.....	30
3.3.2	Limites de l'Expérimentations .....	31
3.4	Conclusion .....	31

<i>Conclusion Générale</i> .....	32
Bibliographie .....	33

## Liste des Figures

Figure 1.1 : Schéma générale d'un système de connaissance des formes. ....	5
Figure 2.1 : La configuration d'une main change le sens du signe [23]. ....	14
Figure 2.2 : Signe de mot clé « مفتاح » [23]. ....	14
Figure 2.3 : Un transfert de taille et de forme pour exprimer une fleur « وردة » [23]. ....	14
Figure 2.4 : La phrase « Un garçon à droite » constituée des signes « garçon » et « ici » [22].	15
Figure 2.5 : Signe de mot « مشمنز » « dégoûté » [23]. ....	16
Figure 2.6 : Alphabet de la langue des signes algérienne (LSA) [26]. ....	16
Figure 3.1 : Les 28 signes statiques de l'alphabet Algérienne. ....	20
Figure 3.2 : L'architecture proposée de notre système de reconnaissance. ....	21
Figure 3.3 : Image du signe "أ". ....	23
Figure 3.4 : Interface de nntool. ....	24
Figure 3.5 : Interface d'apprentissage de réseau de neurones. ....	24
Figure 3.6 : Les taux de reconnaissances pour 32 moments de zernike. ....	25
Figure 3.7 : Les taux de reconnaissances pour 64 moments de zernike. ....	25
Figure 3.8 : Les taux de reconnaissances pour 96 moments de zernike. ....	26
Figure 3.9 : Les taux de reconnaissances pour 128 moments de zernike. ....	26
Figure 3.10 : Architecture d'un CNN [3]. ....	28
Figure 3.11 : Un exemple de traduction par PMC. ....	30
Figure 3.12 : Un exemple de traduction par CNN. ....	31

## Liste des Tableaux

Tableau 1 : Les taux de reconnaissance obtenues par CNN. ....	29
---	----

---

**Introduction**

**Générale**

---



# Introduction Générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'inclut dans le domaine de la vision artificielle, et plus particulièrement, il s'intéresse à la reconnaissance des formes. La reconnaissance des formes est la discipline qui tente d'automatiser les mécanismes de reconnaissance utilisés par les êtres vivants en général, et par les êtres humains en particulier. La reconnaissance des formes peut être vue comme un problème de classification. Par exemple, un système de reconnaissance de chiffres manuscrits va donner pour chaque forme qu'il reçoit en entrée, sa classe la plus pertinente (0,1, ...,9). La reconnaissance des formes est aussi un problème d'apprentissage, le système doit généralement apprendre tout seul comment distinguer entre les formes des différentes classes.

Actuellement, le domaine de reconnaissance des formes est utilisé dans plusieurs travaux de recherches. Parmi lesquels nous pouvons citer, à titre d'exemple, la reconnaissance de l'écriture, de la parole, des empreintes digitales, des signatures, des visages, et plus récemment la reconnaissance des gestes que fait un être humain. Dans notre mémoire, nous nous intéressons plus particulièrement à la reconnaissance des signes, en langue des signes, qui fait partie du domaine de reconnaissance des gestes manuels.

*"Pourquoi sans la connaître [la langue des signes], la rejeter dans un coin, d'une main dédaigneuse, comme un instrument inutile?"*

*"Pourquoi ne pas l'étudier plutôt ?..." [1]*

Berhier, Observation sur la mimique, 1853.

D'une manière assez intuitive, la langue des signes est une langue basée sur des gestes. En fait, il s'agit d'une langue à part entière au même titre que les langues parlées. Entre autres, il n'y a pas de langues des signes universelles [18]. Dans notre travail on se focalisera sur la langue des signes algérienne (LSA), qui est reconnue officiellement par la loi du 8 mai 2002 en tant que première langue de la communauté des sourds-muets en Algérie qui est le seul pays du monde arabe et d'Afrique à reconnaître officiellement la langue des signes. En Algérie la communauté des sourds-muets compte environ 80 000 personnes, qui éprouvent généralement des difficultés d'adaptation vis-à-vis la quasi-totalité des supports

d'information, que ce soit dans le domaine éducatif ou dans les autres domaines de la vie courante, qui ne prennent pas en charge leurs spécificités [23]. De ce fait, notre but est de proposer un système qui aide les gens (non sourds-muets) de bien s'adapter, communiquer et comprendre cette catégorie de personnes.

Dans le cadre de ce mémoire, nous nous intéressons à la reconnaissance de la langue des signes algérienne, en appliquant deux méthodes :

- Réseau de neurones (PMC), Réseau de neurones convolutifs(CNN).

### **Organisation du Mémoire :**

Ce mémoire est organisé comme suit :

Nous commencerons par une introduction générale où on introduit notre thème de recherche ainsi que l'objectif de notre travail. Dans le premier chapitre nous présenterons le domaine de la reconnaissance des formes, Nous commençons dans une première section, par la présentation de forme et la reconnaissance des formes, l'architecture de cette reconnaissance et ces domaines d'applications. Ensuite dans une deuxième section, nous allons présenter le principe général des méthodes de reconnaissance des formes et ces mesures de performance. Dans le deuxième chapitre, nous dressons un état de l'art sur la langue des signes algérienne. D'abord, nous commençons par une brève définition de la langue des signes. Ensuite les types des signes, les compositions des signes et l'alphabet de la langue des signes algérienne. Enfin, nous présentons la reconnaissance automatique des signes, et les différents types des systèmes de reconnaissance des gestes.

Dans le dernier chapitre de ce mémoire (le troisième chapitre), nous présentons le système de reconnaissance d'alphabet statique de la langue des signes algérienne, que nous avons développé. En fait, ce système est composé des mêmes étapes du chemin d'un système de reconnaissance des formes classique. Nous étudierons deux méthodes de classification (Réseau de neurones (PMC), Réseau de neurones convolutifs (CNN)), et nous évaluons les performances de ces deux méthodes.

Enfin, nous avons conclu notre mémoire par une conclusion générale et nous avons exposé les perspectives pour de futurs travaux.

---

# Chapitre 1:

---

---

## Introduction à la Reconnaissance Des Formes

---

## 1.1 Introduction

La Reconnaissance des formes (RDF) ou Reconnaissance artificielles des formes (par opposition à la reconnaissance naturelle de forme qui est pratiqué par l'homme) traite de l'apprentissage du processus de reconnaissance et de la prise de décision automatique. Reconnaître une forme à partir des informations descriptives qui lui ont été fournies par l'environnement [2].

La Reconnaissance automatique des Formes est née à la fin des années 50; on associe souvent ses débuts à l'élaboration du perceptron par ROSENBLATT. Depuis, la discipline n'a pas cessé d'évoluer et les développements concomitants de l'instrumentation (notamment des capteurs) et des moyens informatiques ont aussi joué un rôle important dans l'essor de la RDF. Cette évolution concerne aussi bien les domaines et les thématiques des applications que les méthodes opératoires proprement dites; hier on associait une méthode de reconnaissance à un problème donné; aujourd'hui, pour un problème particulier, on a tendance à faire coopérer plusieurs approches ou démarches [4].

La RDF regroupe l'ensemble des méthodes permettant la classification des formes (vecteurs de caractéristiques de l'état de fonctionnement du système) dans des classes. Chaque classe est associée à un mode de fonctionnement du système et elle est représentée par un modèle. Les modèles de classes sont utilisés pour la classification d'une nouvelle forme à une des classes existantes [5].

## 1.2 Définitions

### 1.2.1 Une forme

Watanabe [6] a défini une forme comme : « l'opposé du chaos ; c'est une entité vaguement définie, à laquelle on peut associer un nom ». En des termes informatiques, une forme est un ensemble de valeurs, appelés attributs, auxquels est associé un nom (ou étiquette), qui est sa classe. Plusieurs formes peuvent avoir la même classe, on dit alors que ce sont les exemples ou réalisations de la classe [7].

### 1.2.2 La Reconnaissance Des Formes

La Reconnaissance Des Formes (en anglais pattern recognition) ou parfois reconnaissance des motifs est un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des

motifs informatiques à partir de données brutes (entré- sortie) afin de prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif. On considère que c'est une branche de l'intelligence artificielle qui fait largement appel aux techniques d'apprentissage automatique et aux statistiques (concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine d'évoluer par un processus systématique, et ainsi de remplir des tâches difficiles ou impossibles à remplir par des moyens algorithmiques plus classiques) [2].

La reconnaissance des formes consiste à identifier ou classer des « **formes** » ou objets en se basant sur certaines de leurs caractéristiques :

- Concevoir des systèmes automatiques ou semi-automatiques qui reconnaissent les formes qu'on leur présente.
- L'homme est le plus parfait des systèmes de RDF.
- Reconstitution sur « machine » des fonctions typiquement humaines.
- Perception.
- Analyse et représentation.
- Interprétation.
- Compréhension automatique (IA).

### 1.3 Domaines d'Application de la RDF

La RDF contribue dans des domaines d'application variés. On peut citer [8] :

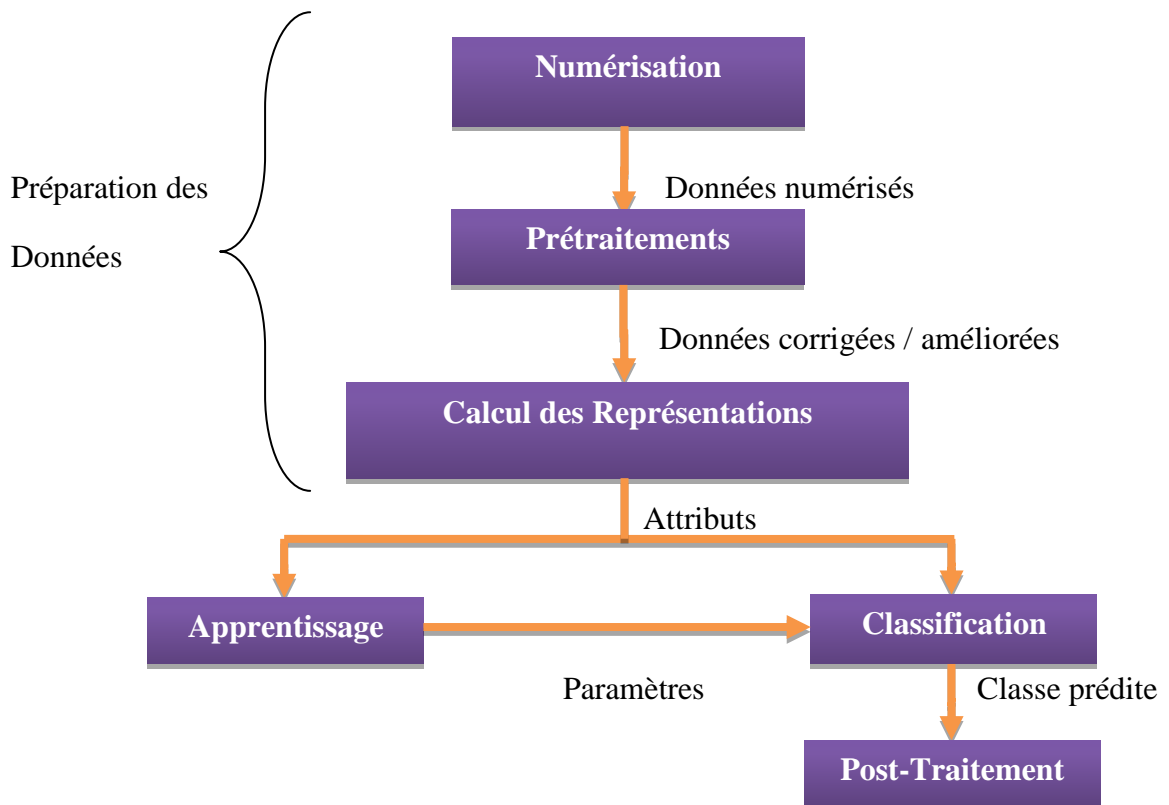
- **Traitement de Signal :**
  - Reconnaissance de la parole (ex : Bureautique, commande vocale, ordinateur sans clavier ni souris).
  - Reconnaissance du locuteur (ex : Banques, commerces).
  - Electrocardiogramme, électro-encéphalogramme (ex : Médicales).
- **Traitement des Images :**
  - Reconnaissance des caractères, du manuscrit (ex : Saisie de texte, bureautique, tri postal, compression télécopie, chèque).
  - Reconnaissance des signatures (ex : Banques, commerces).
  - Reconnaissance des empreintes digitales, des visages (ex : Banques, commerces, police).



- Analyse de radiographies, échographies, reconnaissance chromosomes, comptage globules (ex : Contrôle systématique de santé).
- Détection de défauts circuits intégrés, pièces métalliques, manufacturées (ex : Contrôle de qualité industrielle).
- Identification d'objets (ex : Tri d'objets industriels).
- Localisation d'objets (ex : Guidage de robots industriels, guidage de missiles).
- Analyse d'images de satellite (ex : Météorologie, agriculture, ressources terrestres, surveillance militaire).
- Analyse de photos aériennes (ex : Agriculture, surveillance militaire).

#### 1.4 Système de Reconnaissance Des Formes

Ce type de processus est réalisé en deux phases : **l'apprentissage** à partir des données connues et **la classification** des nouvelles données. En amont de ces deux phases, une étape de **prétraitement** est utilisée pour trouver l'ensemble minimal de paramètres informatifs nécessaire à l'établissement de l'espace de représentation. L'ensemble des étapes majeures d'une approche de reconnaissance des formes est présenté sur le schéma suivant [5] :



**Figure 0.1** : Schéma générale d'un système de connaissance des formes.

La figure 1.1 représente le schéma général de fonctionnement d'un système de reconnaissance des formes, dans lequel :

## 1.4.1 Préparation des Données

### 1.4.1.1 Numérisation

À partir des informations du monde physique, construire une représentation des données directement manipulable par la machine. Des capteurs (microphone, caméra, instruments de mesure) convertissent les signaux reçus du monde réel en une représentation numérique discrète. L'espace résultant, appelé espace de représentation, a une dimension  $r$  très grande lui permettant de disposer du maximum d'informations sur les formes numérisées.

### 1.4.1.2 Prétraitements

Consiste à sélectionner dans l'espace de représentation l'information nécessaire au domaine d'application. Cette sélection passe souvent par l'élimination du bruit, la normalisation des données, ainsi que par la suppression de la redondance. Le nouvel espace de représentation a une dimension  $r'$  très inférieure à  $r$  mais demeure un espace de grande dimension et contient des informations encore assez primitives.

### 1.4.1.3 Calcul des Représentations (Extraction des Caractéristiques)

Il s'agit de la phase finale de la préparation des données. Elle fournit un certain nombre de caractéristiques ou paramètres (les fameux attributs) en utilisant des algorithmes de sélection et/ou d'extraction d'attributs. Les attributs étant limités en nombre, l'espace des paramètres ainsi obtenu est de dimension  $p$  très petite par rapport à  $r'$  [7].

## 1.4.2 Apprentissage

L'apprentissage ou entraînement, est une partie importante du système de reconnaissance. Les systèmes de RDF génériques disposent d'un certain nombre de paramètres à adapter. Ces réglages sont fixés lors d'une phase d'apprentissage à partir de données fournies (on parle de données d'apprentissage).

- a. **Apprentissage Supervisé** : on connaît les classes auxquelles appartiennent les données d'apprentissage.
- b. **Apprentissage Non Supervisé** : le système ne connaît pas les classes auxquelles appartiennent les exemples mais on connaît le nombre de classes [9].

### 1.4.3 Classification

Cette phase est le noyau de la Reconnaissance des formes. En utilisant les modèles (paramètres) obtenus lors de l'apprentissage, le classificateur assigne à chaque forme inconnue sa ou ses formes les plus probables [7].

### 1.4.4 Post-Traitement

Cette phase a pour but de corriger les résultats de la classification en utilisant des outils spécifiques au domaine d'application. Par exemple pour un système de reconnaissance de textes manuscrits, le classificateur se charge de classer chaque caractère séparément, alors que le post traitement applique un correcteur orthographique sur tout le texte pour valider et éventuellement corriger le résultat de la classification. Bien que facultative, cette phase permet d'améliorer considérablement la qualité de la reconnaissance [7].

## 1.5 Principe Générale des Méthodes de Reconnaissance Des Formes

Le principe de la RDF est de classer les nouvelles formes en utilisant un classifieur qui génère une fonction d'appartenance pour chaque classe. Ainsi la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'il obtient par rapport à chaque classe. Les méthodes de RDF peuvent généralement être divisées en des catégories suivantes [5] :

### 1.5.1 Les Méthodes Statistiques

La classification statistique est une approche classique de la RF établie depuis longtemps, dont il les mathématiciens établirent un grand nombre des méthodes et des formules. Elle est essentiellement basée sur l'utilisation des modèles probabilistes pour les distributions de vecteur de caractéristiques dans les classes afin de dériver des fonctions de classification. L'évaluation de ces distributions est basée sur un ensemble des formes d'apprentissage dont la classification est connue à l'avance (par exemple assigné par des

experts humains). C'est donc une méthode supervisée de reconnaissance des formes, dans la manière auquel les solutions sont arrivées est guidée par les concepts (concept-driven). Si le classificateur est efficacement conçu il va se comporter bien sur de nouvelles formes. Il y a des variantes de l'approche de classification statistique, qui dépendent sur le paramétrage, le modèle de distribution est utilisé ou pas [10].

**Exemple de système de classification statistique :** Une machine est donnée une tâche de séparation des taquets dans plusieurs catégories selon le type de défauts qu'ils présentent. Pour ce but, les défauts sont caractérisés par plusieurs caractéristiques. La machine utilise un classificateur statistique basé sur ces caractéristiques afin de réaliser la séparation.

### 1.5.2 Les Méthodes Structurelles (ou Syntaxiques)

La reconnaissance de formes structurelle est l'approche suivie à chaque fois qu'on est besoin de prendre en compte l'ensemble de relations reliant les parties de l'objet à reconnaître. Parfois la reconnaissance prend la forme d'assortiment structurelle « structural matching », quand on doit évaluer à quel point un objet ou des parties de l'objet inconnues s'associe à un prototype. Un score d'assortiment est alors calculé à ce but, qui n'a pas nécessairement les propriétés habituelles d'une mesure de distance. Un type particulier de la reconnaissance de formes structurelle, connu sous le nom « reconnaissance de formes syntaxique », peut être suivi quand on réussit à formaliser des règles pour décrire les relations entre les parties de l'objet. Le but de la machine de reconnaissance est alors de vérifier si un ordre des primitifs d'une forme se conforme à un certain ensemble de règles, connues sous le nom « règles syntaxiques » ou « grammaire ». À ce but un analyseur syntaxique est construit et l'ordre des primitifs est entré dans le. L'analyse structurelle est tout à fait distinctive des autres approches. Elle fonctionne avec l'information symbolique, souvent avec des chaînes de caractères. Elle est parfois employée à un niveau plus haut que les autres méthodes [11].

**Exemple d'analyse structurelle :** Etant donné des images contiennent des écritures manuscrites, l'analyseur qui décrit les ascendant et les descendant est un analyseur structurelle [12].

### 1.5.3 Les Réseaux de Neurones

Les réseaux de neurones sont inspirés à partir de la physiologie de l'organisation du cerveau. Ils sont structurés comme un ensemble d'unités identiques interconnectées connues sous le nom de neurones. Les interconnexions sont employées pour envoyer des signaux d'un neurone à des autres, d'une manière améliorée ou inhibée. Cette amélioration ou inhibition est obtenue en ajustant les poids de connexion. Les réseaux neuronaux peuvent effectuer des tâches de classification et de régression avec ou sans supervision. Ils accomplissent ceci par des méthodes appropriées de réglage de poids, en espérant que les sorties du réseau convergent aux valeurs cibles justes [11].

**Des exemples des applications de réseau neuronal :** L'approximation des fonctions, classification.

Il existe beaucoup types de réseaux de neurones, chaque type étant développé pour un objectif particulier [13] :

- Réseau à un seul neurone (le neurone formel ou artificiel).
- Réseau de neurones multi-couches [14].
- Réseau de neurones convolutifs (CNN) [15].

### 1.6 Mesures de Performance

La performance d'un système peut se résumer au simple comptage des erreurs (comptage brut ou pourcentage d'erreur). Mais dans certains applications, cette métrique n'est pas la meilleure. Par exemple dans un problème de diagnostic médicale, supposons qu'une personne soit affecté d'une maladie grave et que celle-ci ne soit pas détectée par le système de reconnaissance. Si le système au contraire détecté la maladie alors que la personne n'est pas atteinte, cette erreur est bien différente de la précédente [16].

Pour mesurer la performance d'un système de reconnaissance, on peut être amené de manière plus précise à utiliser trois taux :

- **Taux de Reconnaissance** : nombre de décisions correctes divisé par le nombre de décisions totales



- **Taux de Rejet** : nombre de décision non univoques (on ne sait pas où classer l'élément) divisé par le nombre total de décisions.
- **Taux d'Erreur** : nombre de décisions univoques erronées divisé par le nombre de décisions totales :

$$T_{reco} + T_{rejet} + T_{erreur} = 1 \quad [9]$$

Il y a des cas où ne dispose pas d'assez de données pour estimer correctement la bonne détection. On utilise alors les mesures de précision et rappel [16]:

$$\text{Précision} = \frac{VP}{FP + VP} * 100$$

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{FN + VP} * 100$$

**VP** : nombre de Vrais Positifs c-à-d le nombre d'éléments correctement détectés par le système.

**FP** : nombre de Faux Positifs, le nombre d'éléments détectés mais qui n'auraient pas dû l'être.

**FN** : nombre de Faux Négatifs, le nombre d'éléments non détectés mais qui n'auraient dû l'être.

La F-mesure est une mesure qui combine rappel et précision en une unique mesure.

La F-mesure est la moyenne géométrique entre le rappel et la précision :

$$F - \text{mesure} = \frac{2 * \text{Rappel} * \text{Précision}}{\text{Rappel} + \text{Précision}}$$

## 1.7 Conclusion

Ce premier chapitre a servi d'introduction au domaine de la reconnaissance des formes qui est à la fois une discipline historique de l'intelligence artificielle. Nous avons défini les notions de base de ce domaine, de plus, nous avons vu le processus de système de RDF et sa mesure de performance. La reconnaissance des formes est aujourd'hui partie intégrante de l'apprentissage automatique, domaine auquel elle a apporté de nombreuses idées et méthodes, en outre elle couvre un spectre large d'applications.

---

## Chapitre 2:

---

---

# La Langue des Signes Algérienne LSA

---

## 2.1 Introduction

La langue des signes est une langue visuo-gestuelle. C'est une langue à part entière au même titre que les langues parlées telles que le français ou l'anglais ou l'arabe, Les LS sont utilisées par des personnes sourdes, muettes, et malentendantes [11].

Elles sont bien structurées avec des gestes codes où chaque geste a une signification qui lui est attribuée [17].

Ce qui leur permet de communiquer par des gestes avec d'autres personnes. Il n'y a pas de langue des signes universelle. Il existe cependant l'international signe langage (ISL), proposée par les associations de sourds qui ont des relations mondiales. Entre les différentes langues signées, la grammaire présente des similarités qui les distinguent des langues parlées, mais le vocabulaire diffère grandement [18].

## 2.2 La Reconnaissance Officielle des Langues des Signes par les États :

Plusieurs pays où régions administratives ont officiellement reconnu le statut officiel d'une langue des signes. En 2014, on compte 57 pays où la législation mentionne la langue des signes. Ce nombre est en augmentation. En 2009, on en recensait 44 [35].

A titre d'exemple nous pouvons citer [19]:

- En Australie, Auslan est reconnue officiellement en **1987** et en 1991 par le Gouvernement d'Australie.
- En France, dans l'article 75 du code de l'éducation, la langue des signes française est reconnue à part entière dans le domaine de l'enseignement sous la loi du 11 février 2005 (Art. L. 112-2-2 du Code de l'éducation, inséré par la Loi n° 2005-102 du 11 février 2005 pour l'égalité des droits et des chances, la participation et la citoyenneté des personnes handicapées).
- En Espagne, seulement les communautés autonomes de Catalogne, Andalousie et Valence reconnaissent des langues des signes.
- En Norvège, la langue des signes norvégienne est reconnue. Une émission quotidienne Nyheter på tegnspråk (Actualités en langue des signes) est diffusée chaque jour sur la chaîne de télévision de Norsk rikskringkasting.
- En Belgique la langue des signes belge francophone est reconnue officiellement le 21 octobre 2003 par le parlement de la Communauté française de Belgique. En Flandre,

la langue des signes flamande est reconnue le 26 avril 2006 par le parlement flamand Decreet houdende de erkenning van de Vlaamse Gebarentaal.

- Au Brésil, la langue des signes brésilienne (LIBRAS) est reconnue officiellement en 2002 dans la domaine de l'éducation. Il est statué que chaque enfant sourd a le droit d'apprendre en sa propre langue et d'avoir le portugais comme 2e langue.
- Au Canada, la province du Manitoba est la première à reconnaître officiellement la langue des signes américaine comme celle des communautés sourdes en milieu anglophone (1988), suivi de l'Alberta qui reconnaît l'ASL comme langue optionnelle dans l'enseignement (1990); l'Ontario reconnaît l'ASL et la LSQ comme langues d'enseignement (1993).
- Aux États-Unis, American Sign Language est reconnue dans plusieurs états en tant que langue étrangère.
- En Ouganda, la langue des signes d'Ouganda est reconnue dans la constitution.- En Thaïlande, la langue des signes thaïlandaise est reconnue le 17 août 1999.

## 2.3 La Langue des Signes Algérienne

### 2.3.1 Définition

La langue des signes algérienne (LSA) est la langue gestuelle utilisée par les personnes sourdes et leurs proches en Algérie pour pouvoir se comprendre par le biais de signes. La langue des signes algérienne est reconnue officiellement par la loi du 8 mai 2002 en tant que première langue de la communauté des sourds-muets en Algérie qui est le seul pays du monde arabe et d'Afrique à reconnaître officiellement la langue des signes [20].

La LSA est entièrement basée sur des gestes (signes), chaque signe est réalisé au moyen de différentes parties du corps, la ou les main(s), le visage, l'épaule,... ou par le corps entier. Intuitivement parlant, la LSA est une langue comme toutes les autres langues. En effet, elle dispose d'un vocabulaire, et d'une syntaxe organisée tout comme les langues parlées. Donc, pour apprendre, et comprendre la LSA, alors tout simplement il faut connaître son alphabet. En fait, tout signe de l'alphabet de la LSA est généré par une ou deux posture(s) particulière(s) de la main [10].

### 2.3.2 Types des Signes

Un signe est une classe de gestes qui dépend ou non d'une certaine durée dans le temps [10]. On peut tout d'abord classer les gestes en fonction des parties du corps impliquées. On distingue généralement trois types de gestes [21] :

#### 2.3.2.1 Les Gestes de la Main et du Bras

Ils forment la principale Catégorie de gestes interactifs. La main permet de réaliser des gestes précis et complexes. Les recherches autour de ces gestes concernent principalement la reconnaissance de positions de la main, l'interprétation du langage des signes et permettant la manipulation et l'interaction avec des données ou des éléments d'un environnement.

#### 2.3.2.2 Les Gestes de la Tête et du Visage

Peu de gestes de la tête ont une signification spécifique; l'orientation de la tête est quant à elle très utile pour la détection du champ de vision.

#### 2.3.2.3 Les Gestes Impliquant Tout le Corps

Les recherches dans ce domaine s'intéressent à tout le corps en interaction avec son environnement (analyse des gestes d'un athlète pour améliorer ces performances). On différencie également les gestes dynamiques et les gestes statiques. Un geste statique, également appelé posture, concerne la configuration du corps ou d'une partie du corps à un moment fixe dans le temps alors que le geste dynamique désigne une succession continue de postures.

### 2.3.3 Composition d'un Signe

Chaque geste d'une main peut être décomposé en cinq paramètres qui sont indépendants et peuvent être aussi bien dynamiques qu'invariants durant l'émission du signe. Ces paramètres sont définis comme suite [22]:



### 2.3.3.1 La Configuration

Correspond à la forme de la main définie par les doigts et la paume (exemples figure 2.1). Les signes ont souvent des aspects iconiques. En particulier la configuration est souvent en rapport avec la forme de ce que le signe décrit.

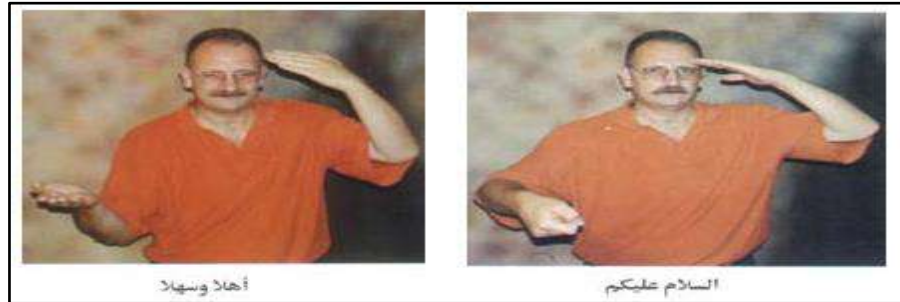


Figure 0.1 : La configuration d'une main change le sens du signe [23].

### 2.3.3.2 L'Orientation

Les directions vers lesquelles sont dirigés les mains et les doigts, [223] (Figure 2.2). L'orientation désigne le sens de la main par rapport au signeur. De ce fait, la direction de la main est déterminée par la position de la paume de la main par rapport au signeur [10].



Figure 0.2 : Signe de mot clé « مفتاح » [23].

### 2.3.3.3 Le Mouvement

Correspond à la trajectoire décrite par la main (ligne, arc de cercle...), (voir figure 2.3). Le ou les mouvements réalisés par la ou les deux mains. Ce paramètre met en jeu la nature du trajet, direction, la vitesse, la combinatoire avec des mouvements internes à la main [24].

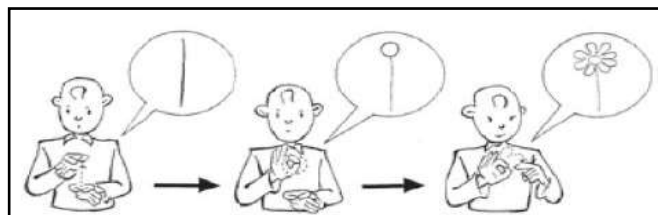
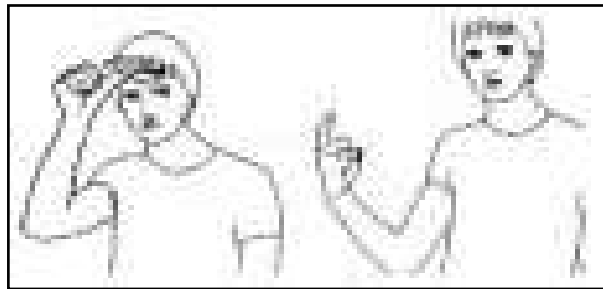


Figure 0.3 : Un transfert de taille et de forme pour exprimer une fleur « وردة » [23].

### 2.3.3.4 L'Emplacement

L'emplacement est la position de la main par rapport au corps. Selon les besoins, il va avoir une granularité plus ou moins fine. Dans la figure 2.4, l'emplacement du premier signe [GARÇON] est le front. Le second signe indique que le garçon se situe à droite, devant le signeur. En effet, en LS le signeur utilise un espace de narration au sein duquel l'emplacement où il effectue le signe va être utilisé pour indiquer une relation spatiale (ou temporelle) entre entités. Chacun de ces paramètres est porteur d'information et contribue au sens d'un signe [22].



**Figure 0.4 :** La phrase « Un garçon à droite » constituée des signes « garçon » et « ici » [22].

### 2.3.3.5 Mimique Faciale (Expression de Visage)

Lorsqu'il n'y a pas de signe en LS pour un mot, il y a différentes façons pour l'exprimer.

La langue des signes est une langue visuelle. C'est pourquoi les personnes sourdes s'expriment tout particulièrement avec le visage, les mains et les expressions du visage ainsi que les mouvements du corps sont très importantes et font partie intégrantes de la LS. Les mimiques du visage, des yeux, des sourcils, de la bouche ou même des joues renseignent l'interlocuteur sur la vitesse de l'action, la taille d'un objet ou la quantité.

L'expression du visage exprime aussi le mode de discours (interrogatif, négatif, affirmatif, exclamatif) et nuance le sens pour un même signe (exemple la figure 2.5). Les valeurs signifiées portées par la mimique sont nombreuses : l'état d'esprit (ironie, doute..) du locuteur. Elles jouent aussi un rôle essentiel dans l'expression des valeurs modales (conditionnel, hypothèse...).

Attention, un signe peut avoir plusieurs sens différents : dans ce cas, la personne sourde aura besoin de voir les expressions du visage pour mieux comprendre le sens du signe [25].



Figure 0.5 : Signe de mot «مشمئز» «dégouté» [23].

Il y a d'autres moyens d'expressions [24]:

- **Le regard** : Il joue un rôle essentiel dans la communication entre sourds. Il indique si le locuteur se construit comme responsable de son énonciation ou pas (regard vers l'interlocuteur).

### 2.3.4 Alphabet de la Langue des Signes Algérienne (ALSA)

En langue des signes algérienne, il y a 42 signes de l'alphabet algérien, parmi lesquels il y a 37 signes statiques et 5 signes dynamiques. En fait, ces signes sont représentés par une seule main (voir la figure 2.6). Par ailleurs, chacun des signes statiques est déterminé au moyen de deux paramètres qui sont : la configuration et l'orientation.



Figure 0.6 : Alphabet de la langue des signes algérienne (LSA) [26].

À titre d'exemple, le signe de l'alphabet « ث » est décrit par deux paramètres [10] :

- **Une configuration**: serrer le poing avec l'index et le majeur tendu.
- **Une orientation** : la paume est orientée vers le haut (ou la position du poignet en bas).

## 2.4 Reconnaissance Automatique des Signes

### 2.4.1 Définition :

La reconnaissance automatique des gestes en langues des signes (ARGSL : Automatic Recognition Gesture of Sign Languages) tente de faire reconnaître les signes, et de les traduire en une langue écrite, parlée, etc. [27]. De ce fait, l'ARGSL est une tâche difficile et complexe, car elle implique un processus de reconnaissance qui comprend en générale les phases suivantes (voir le chapitre de reconnaissance des formes) :

- Acquisition des données;
- Prétraitement;
- Extraction des caractéristiques;
- Et classification.

Cependant, il faut noter que les langues des signes ne se limitent pas à des gestes des mains. Elles font également intervenir des mimiques faciales, et des postures du corps entier [10].

### 2.4.2 Avantages de la Reconnaissance Automatique des Signes

Les systèmes de reconnaissance automatique des langues des signes possèdent de nombreux avantages, parmi lesquels nous pouvons citer [10]:

- Aider les enfants sourds à apprendre tôt, et rapidement la langue des signes.
- Très importants pour assurer une bonne communication entre les personnes sourdes et malentendantes.
- Ne nécessite pas d'avoir une surdité pour apprendre, ou communiquer en langue des signes.
- Permet à deux sourds de régions différentes, et de niveaux dissemblables, de se comprendre, et de se transmettre des informations.
- Les personnes sourdes peuvent écrire des phrases à partir des signes d'alphabet de la langue des signes, et de les traduire par un système de reconnaissance de langue des signes en alphabet écrits, et vice à versa.
- Simplifie l'enseignement, et augmente la capacité d'apprentissage chez les enfants sourds, puisque l'éducation est un droit pour chaque enfant.

- Les différents handicapés auditifs qui utilisent la langue des signes peuvent communiquer avec des personnes qui ne connaissent pas la langue des signes.
- Facilite l'élucidation pour apprendre la langue des signes.
- Permet de communiquer avec l'ordinateur facilement au moyen des gestes (signes), sans utiliser le clavier ou la souris.

## **2.5 Reconnaissance des Gestes**

Apparu depuis une dizaine d'années, la reconnaissance des gestes est l'un des domaines de recherche actuels. Les gestes humains peuvent être partiels ou complets, produits respectivement par des mouvements de/des main(s), de/des bras, de tête et du visage ou du corps entier. Dans notre vie, nous avons de nombreuses utilisations des gestes, selon le système de reconnaissance, nous trouvons la reconnaissance des gestes corporels, la reconnaissance des gestes du visage, et la reconnaissance des gestes de la main, etc.

### **2.5.1 Reconnaissance des Gestes Corporels**

La reconnaissance des gestes corporel s'intéresse particulièrement à étudier l'interaction du corps complètement avec son environnement. Dans ces systèmes de reconnaissance de gestes, nous cherchons à identifier et reconnaître les actions des différentes parties du corps. De ce fait, de nombreux travaux ont été effectués dans cette perspective, tels que les interfaces gestuelles, suivi des différentes parties colorées du corps (les sportifs, les piétons, etc.).

### **2.5.2 Reconnaissance des Gestes d'Expression Faciales**

La reconnaissance des gestes de visage dépend en général des informations des expressions faciales. De ce fait, ces expressions se composent de trois composants du visage qui sont les yeux, les sourcils, et la bouche. Les caractéristiques des trois composants permettent au système de reconnaissance des gestes du visage de déterminer l'existence d'un objet visage ou non dans l'image (phase de détection), et de retrouver à qui appartient un visage particulier (phase de classification). Parmi les travaux effectués nous avons : la vidéo surveillance, la biométrie, la robotique, l'indexation d'images et de vidéos, la recherche d'images par le contenu (CBIR), etc.

### 2.5.3 Reconnaissance des Gestes Manuels

La/les main(s) permettent de réaliser des gestes précis et complexes. Le geste de la main est à la fois un moyen d'action, de perception et de communication. Donc, le geste est l'une des méthodes importante de communication non verbale entre les êtres humains, ou entre l'homme et la machine. La seconde méthode de communication est assurée par une interface homme-machine basée sur un système de reconnaissance des gestes de la main.

### 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la langue des signes algérienne, ainsi que les trois types de signes utilisés dans l'alphabet de cette langue, la composition de signe (la configuration, l'orientation, le mouvement, l'emplacement, mimique faciale). De ce fait les gestes ou plutôt les signes sont des formes de communication non verbale, chaque forme est représentée par un ou plusieurs objets. Ces gestes sont reconnus par un système de reconnaissance des gestes, qui prend la même structure qu'un système de reconnaissance des formes.

---

**Chapitre 3:**

---

---

**Implémentation**

---

### 3.1 Introduction

Ce chapitre contient deux parties, La première présente la structure du système conçu pour notre application ; **la mise en place d'un système de traduction signes/mots pour la reconnaissance de langue des signes algérienne**. Notre système de reconnaissance est développé sous l'environnement du calcul matricielle MATLAB .Dans la deuxième partie, nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par l'application des deux méthodes de reconnaissance appliquées :

Réseau de neurones(PMC), Réseau de neurones convolutifs(CNN).

L'objectif de la partie expérimentale est de réaliser un meilleur résultat pour mieux adaptée à la reconnaissance de l'alphabet de la Langue des Signes Algérienne (voir la figure 3.1).

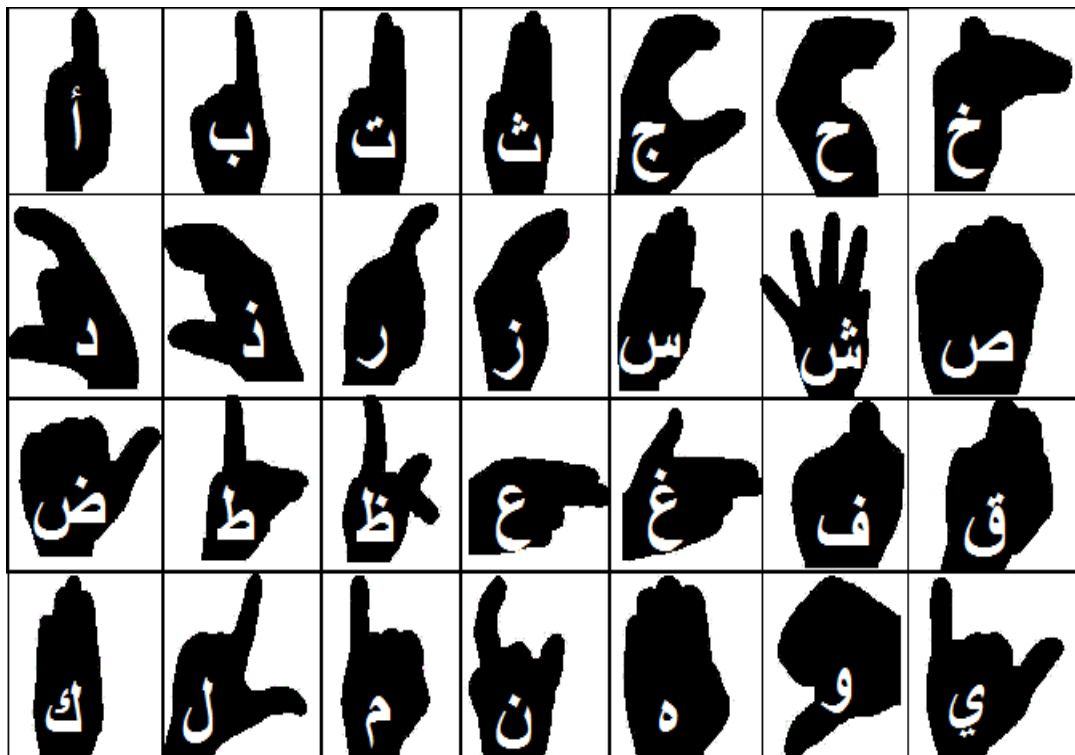


Figure 0.1 : Les 28 signes statiques de l'alphabet Algérienne.

### 3.2 Architecture Générale du Système Proposé

Dans cette section, nous proposons un Système de reconnaissance de la langue des signes algérienne. La figure 3.2 présente l'architecture modulaire de notre système de reconnaissance proposé.



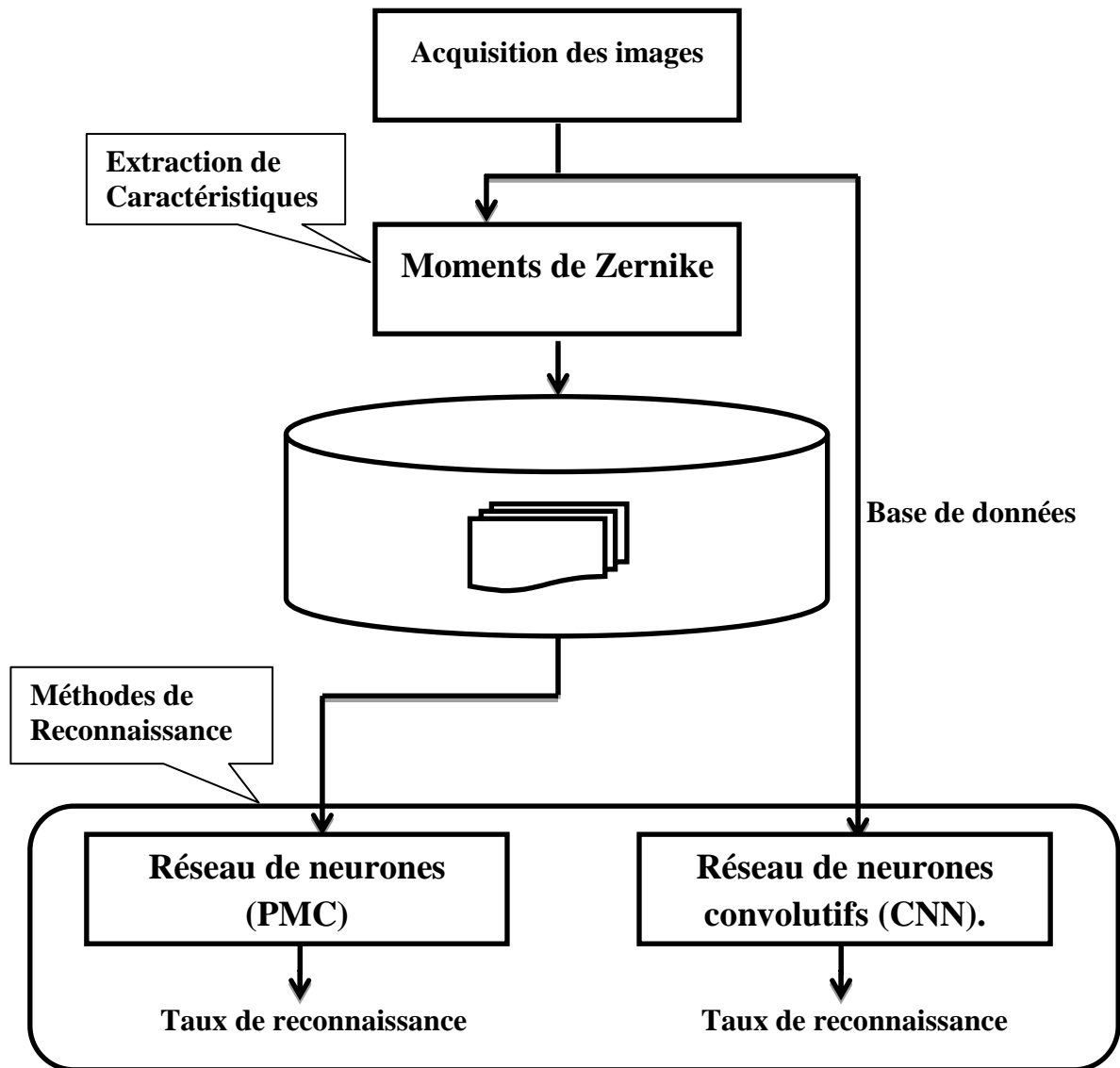


Figure 0.2 : L'architecture proposée de notre système de reconnaissance.

### 3.2.1 L'acquisition des Images

Dans cette étape, nous avons repris la base d'image de Mr.Foudil Nekkaa qui est présenté un mémoire intitulé : Détection automatique de la main : Application à la reconnaissance de la langue des signes arabe.

Cette base d'images scindée en deux parties (apprentissage + test), la partie apprentissage contient 980 images en raison de 35 images pour chaque lettre, et la base de test contient 420 images en raison de 15 images pour chaque lettre.

### 3.2.2 Les Moments de Zernike

Les moments de Zernike sont fréquemment utilisés pour capturer les caractéristiques globales d'une image en reconnaissance et en analyse d'images. Les fonctions complexes de Zernike constituent un ensemble de fonctions orthogonales définies sur le disque unité. Les moments de Zernike d'une image sont construits par projection sur ces fonctions. Elles possèdent trois propriétés principales [28] : l'orthogonalité, l'invariance en rotation et le compactage de l'information - les basses fréquences de l'image sont principalement codées dans les moments de bas ordres. Mathématiquement, les moments de Zernike sont définis avec un ordre  $p$  et une répétition  $q$  sur  $D$  :

$$\{(p, q) | 0 \leq p \leq \infty, |q| \leq p, |p - q| = \text{pair}\}:$$

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \iint_{x^2 + y^2 \leq 1} V_{pq}^*(x, y) f(x, y) dx dy \quad (1)$$

Où  $V_{pq}^*$  dénote le conjugué complexe de  $V_{pq}$ , lui-même défini comme :

$$V_{pq}(\rho, \theta) = R_{pq}(\rho) \cdot e^{iq\theta} \quad (2)$$

Et

$$R_{pq}(\rho) = \sum_{\substack{k=|q| \\ |p-k|\text{pair}}}^p \frac{(-1)^{\frac{p-k}{2}} \frac{p+k!}{2}}{\frac{p-k!}{2} + \frac{p-k!}{2} + \frac{p+k!}{2}} \rho^k \quad (3)$$

A partir des équations (1) et (2), nous pouvons exprimer les moments de Zernike d'une image tournée d'un angle autour de son origine en coordonnées polaires :

$$Z_{pq}^\alpha = Z_{pq} e^{iq\alpha} \quad (4)$$

L'équation (4) prouve l'invariance en rotation du module des moments de Zernike puisque  $|Z_{pq}^\alpha| = |Z_{pq}|$ . Grace à la propriété d'orthogonalité, la reconstruction d'une

image peut simplement être exprimée comme la somme de chaque fonction de base de Zernike pondérée par le moment correspondant :

$$\tilde{f}(x,y) = \sum_{(p,k) \in D} \sum Z_{pq} V_{pq}(x,y) \quad (5)$$

- Exemple de calcul de 32 moments de zernike pour l'image de la figure 3.3.

V=(0.386524,0.114707,0.484600,0.222437,0.089212,0.051484,0.237287,0.214766,0.144024,0.032706,0.086836,0.021384,0.118551,0.018721,0.125138,0.095620,0.064429,0.088401,0.084246,0.042670,0.063806,0.071814,0.053034,0.082906,0.061990,0.059589,0.039680,0.111323,0.080885,0.047071,0.135997,0.080693).



**Figure 0.3 :** Image du signe "i".

### 3.2.3 Réseau de Neurones (PMC)

Il y a plusieurs méthodes de réseau de neurones (voir chapitre 01), Dans notre cas nous avons choisis un perceptron multicouche en tenant compte des considérations pratiques suivantes :

- La couche d'entrée est représenté par les moments de zernike qui prend les valeurs suivants : **32, 64, 96,128**.
- Le nombre de neurones de la couche cachée est fixé à **27** (le nombre de signes que nous avons utilisé moins un).
- Le nombre de neurones de la couche de sortie est fixé à **28** (selon le nombre de signes utiliser).

Notre PMC est implémenté sur le réseau de neurones toolbox (nntoolbox).

### 3.2.3.1 Réseau de Neurones Toolbox

Nous avons utilisé le Réseau de neurones toolbox (en anglais The Neural Network Toolbox ou nntoolbox) car il est plus facile d'utiliser des réseaux de neurones dans MATLAB. La boîte à outils se compose d'un ensemble de fonctions et de structures qui gèrent les réseaux de neurones, nous n'avons pas besoin d'écrire du code pour toutes les fonctions d'activation, de formation, les algorithmes d'apprentissage, etc. que nous voulons utilisés [29].

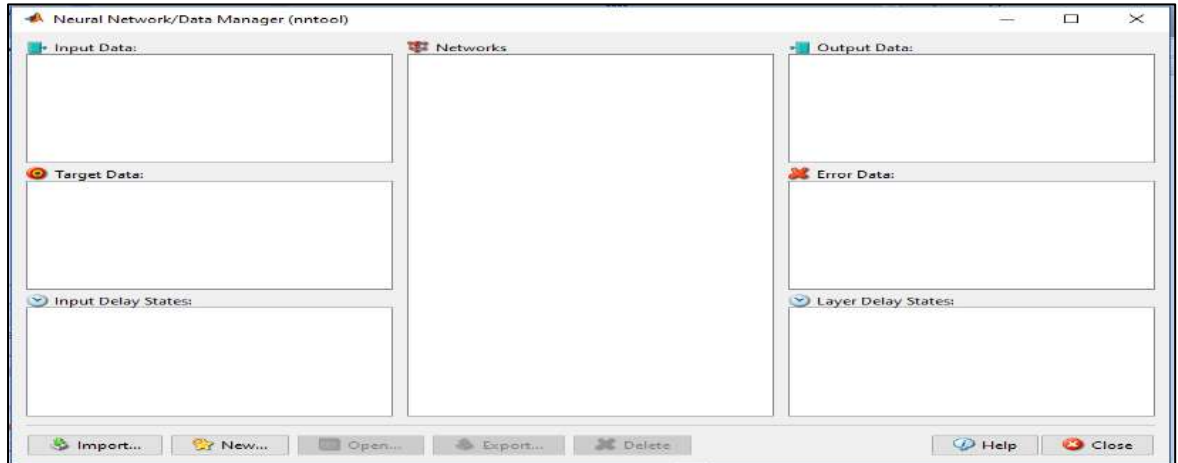


Figure 0.4 : Interface de nntool.

La figure ci-dessous exprime l'interface d'un exemple de 32 moments de zernike pour apprendre le réseau de neurones :

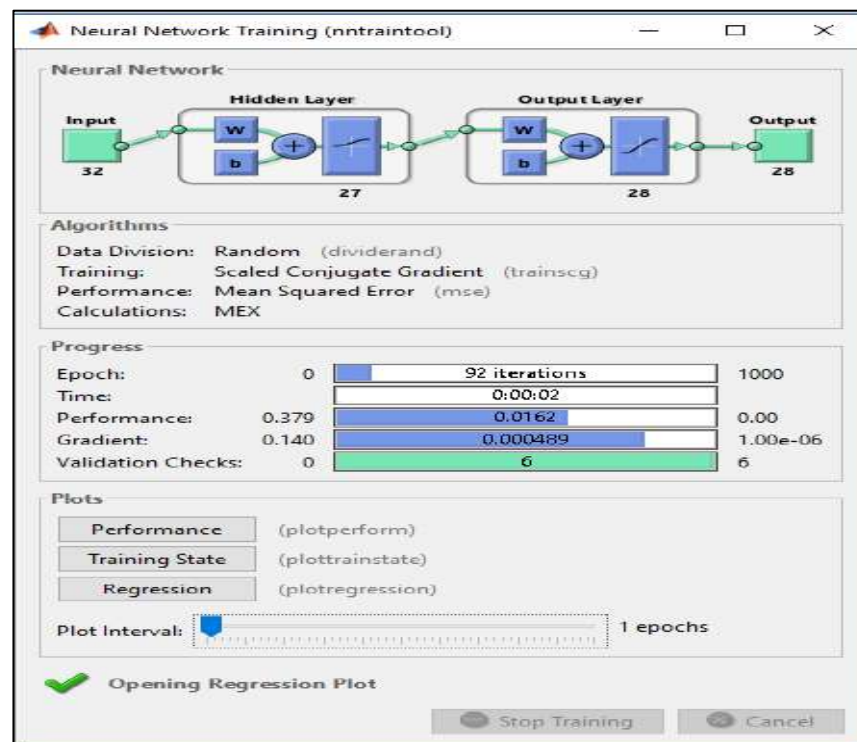


Figure 0.5 : Interface d'apprentissage de réseau de neurones.

### 3.2.3.2 Taux de Reconnaissance Obtenues

Après l'apprentissage, nous avons obtenus taux de reconnaissance suivants:

- Pour 32 moments de zernike :

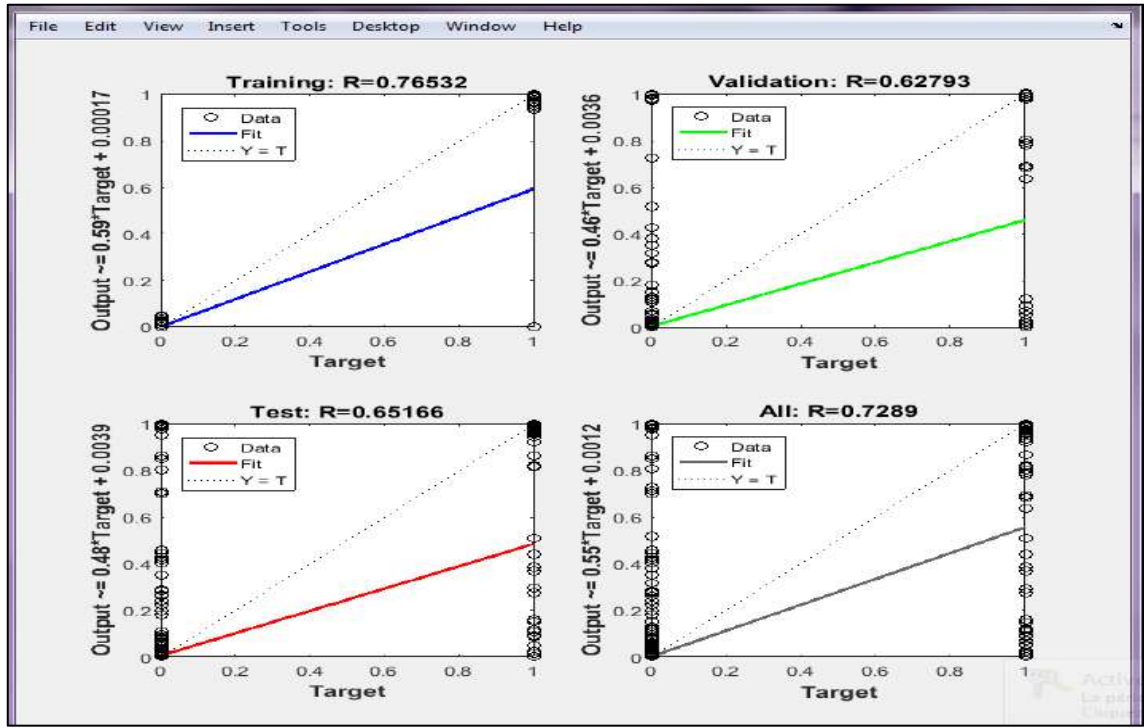


Figure 0.6 : Les taux de reconnaissances pour 32 moments de zernike.

- Pour 64 moments de zernike :

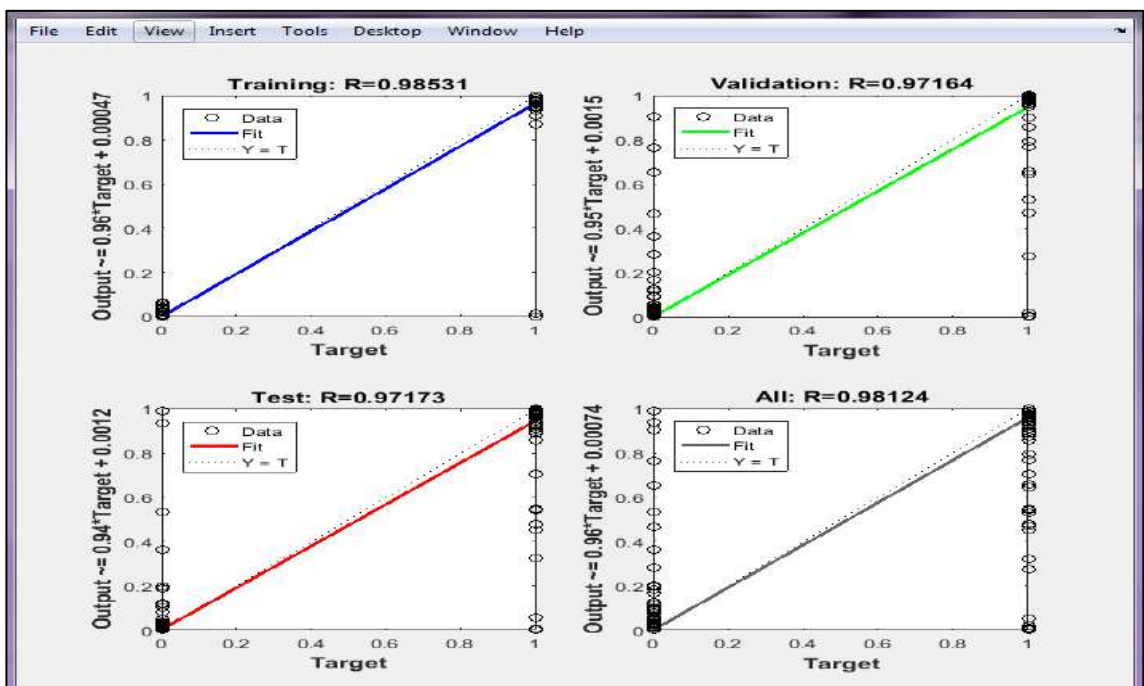


Figure 0.7 : Les taux de reconnaissances pour 64 moments de zernike.

- Pour 96 moments de zernike :

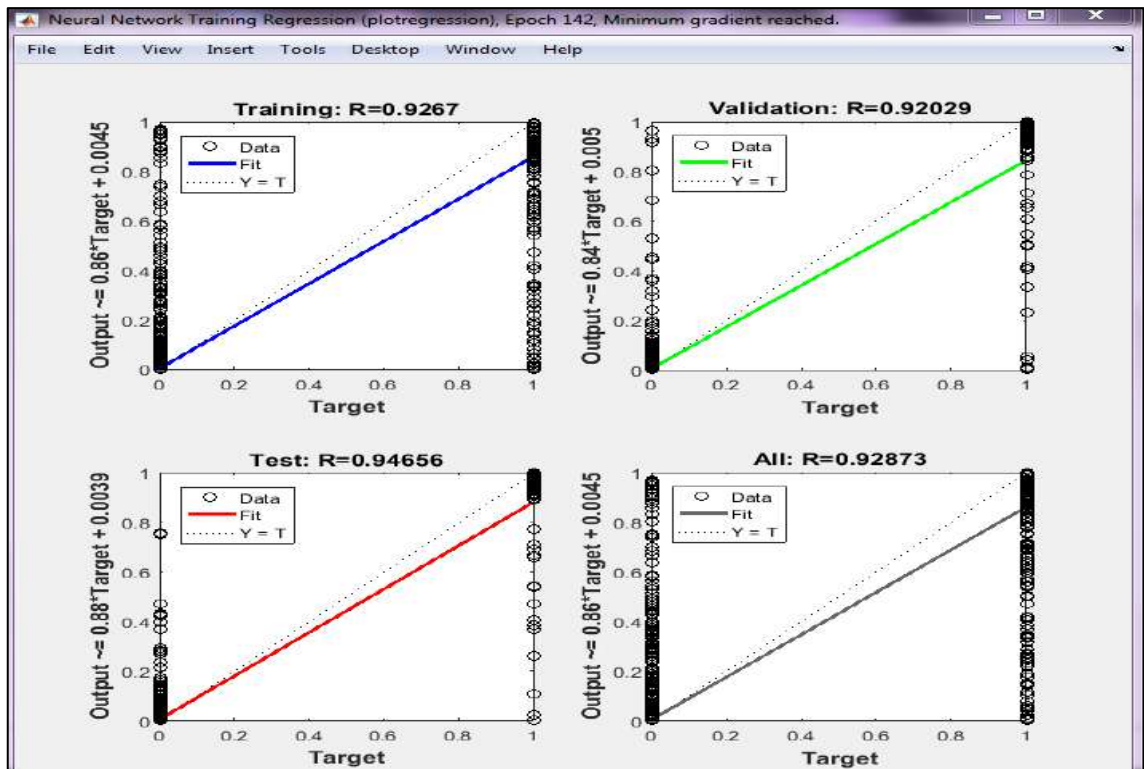


Figure 0.8 : Les taux de reconnaissances pour 96 moments de zernike.

- Pour 128 moments de zernike :

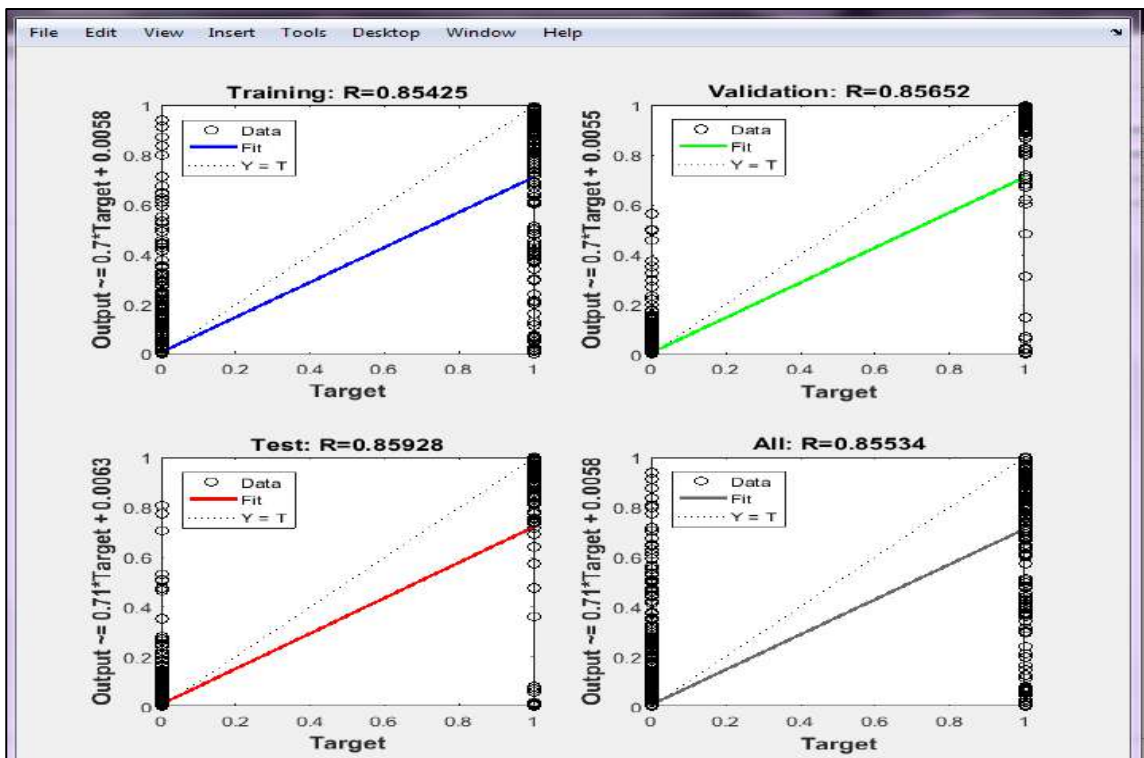


Figure 0.9 : Les taux de reconnaissances pour 128 moments de zernike.

A partir des résultats présentés par les figures (3.6, 3.7, 3.8 et 3.9), on constate que le meilleur taux de reconnaissance est celui qui est obtenu en utilisant 64 moments de Zernike, qui enregistrent un taux de reconnaissance (98% environ). Et on remarque que chaque fois on augmente le nombre de moments, le taux de reconnaissance est dégradé.

### 3.2.4 Réseau de Neurones Convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN pour Convolutional Neural Networks) sont des réseaux de neurones multi-couches qui sont spécialisés dans des tâches de reconnaissance de forme [30], [31]. Ils sont réputés pour leur robustesse aux faibles variations d'entrée, le faible taux de prétraitement nécessaires à leur fonctionnement, et ne requièrent aucun choix d'extracteur de caractéristiques spécifiques.

En CNN le problème est divisé en sous-parties, et pour chaque partie, un « classifieur » de neurones sera créé afin d'étudier cette portion spécifique. Par exemple, pour une image en couleur, il est possible de diviser l'image sur la largeur, la hauteur et la profondeur (les couleurs) [32].

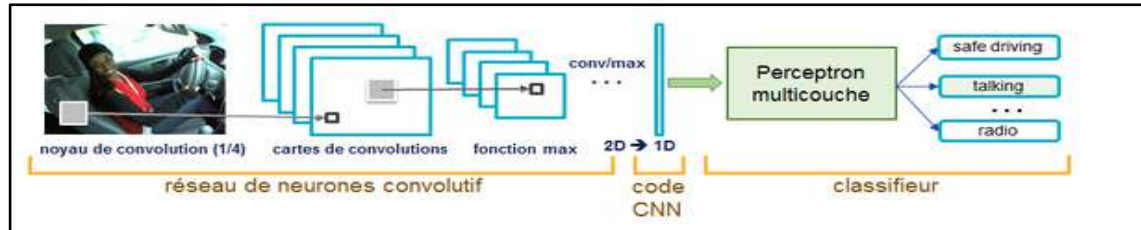
#### 3.2.4.1 Architecture d'un CNN

Les réseaux de neurones convolutifs sont à ce jour les modèles les plus performants pour classer des images. Ils comportent deux parties bien distinctes [33].

La première partie d'un CNN est la partie convolutive à proprement parler. Elle fonctionne comme un extracteur de caractéristiques des images. Une image est passée à travers une succession de filtres, ou noyaux de convolution, créant de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image par une opération de maximum local. Au final, les cartes de convolutions sont mises à plat et concaténées en un vecteur de caractéristiques, appelé code CNN.

Ce code CNN en sortie de la partie convolutive est ensuite branché en entrée d'une deuxième partie, constituée de couches entièrement connectées (perceptron multicouche). Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer l'image.

La sortie est une dernière couche comportant un neurone par catégorie. Les valeurs numériques obtenues sont généralement normalisées entre 0 et 1, de somme 1, pour produire une distribution de probabilité sur les catégories [34].



**Figure 0.10** : Architecture d'un CNN [3].

### 3.2.4.2 L'Entraînement d'un CNN

L'entraînement d'un CNN consiste alors à optimiser les coefficients du réseau, à partir d'une initialisation aléatoire, pour minimiser l'erreur de classification en sortie. Les deux parties des CNN sont entraînées simultanément : on apprend à la fois les coefficients des noyaux de convolutions pour extraire des caractéristiques pertinentes, et la bonne combinaison de ces caractéristiques [34].

Il existe 2 méthodes pour entraîner un réseau de neurones convolutifs :

**L'entraînement d'un nouveau CNN** : c'est difficile pour créer un nouveau réseau de neurones convolutif, car il est coûteux en termes d'expertise, de matériel et de quantité de données annotées nécessaires. Il s'agit d'abord de fixer l'architecture du réseau, c'est-à-dire le nombre de couches, leurs tailles et les opérations matricielles qui les connectent. L'entraînement consiste alors à optimiser les coefficients du réseau pour minimiser l'erreur de classification en sortie. Cet entraînement peut prendre plusieurs semaines pour les meilleurs CNN, avec de nombreux GPU (De l'anglais Graphics Processing Units, les GPU sont les processeurs adaptés pour entraîner des réseaux de neurones) travaillant sur des centaines de milliers d'images annotées [34].

**Transfer learning Adapter des CNN pré-entraînés** : Dans notre cas nous avons utilisés cette méthode. Par ce qu'il est possible d'exploiter la puissance des CNN sans être un expert du domaine, avec du matériel accessible et une quantité raisonnable de données annotées. Toute la complexité de création de CNN peut être évitée en adaptant des réseaux pré-entraînés disponibles publiquement.



La “connaissance” sur la classification d’images contenue dans un tel réseau peut être exploitée de deux façons :

Comme un extracteur automatique de caractéristiques des images, matérialisé par le code CNN,

Comme une initialisation du modèle, qui est ensuite ré-entraîné plus finement (Fine Tuning) pour traiter le nouveau problème de classification.

- **L’extraction automatique de caractéristiques** exploite uniquement la partie convolutive d’un réseau pré-entraîné. Elle l’utilise comme extracteur de caractéristiques des images, pour alimenter le classifieur de votre choix. En pratique, le VGG 16 est tronqué pour ne garder que la partie convolutive, Ce réseau prend en entrée une image au bon format, et produit en sortie le code CNN. Chaque image du dataset est ainsi transformée en un vecteur de caractéristiques, qui est utilisé pour entraîner un nouveau classifieur.

- **Le Fine Tuning** sur des images consiste en quelques sortes à prendre un système visuel déjà bien entraîné sur une tâche de classification pour le raffiner sur une tâche similaire, La seule modification nécessaire du réseau consiste à adapter la dernière couche [34].

### 3.2.4.3 Le Réseau de Neurones Convolutifs (CNN)

Nous avons entraîné le réseau avec 1600 epochs, le tableau 1 montre les taux de reconnaissance du CNN selon le nombre des epochs :

**Tableau 1** : Les taux de reconnaissance obtenues par CNN.

Nombre d’epochs	Tau de reconnaissance
40 epochs	63.6 %
150 epochs	65.2%
400 epochs	62.4%
600 epochs	61.9%
800 epochs	62.8%
1000 epochs	62.4%
1200 epochs	62.8%
1400 epochs	62.1%
1600 epochs	61.2%

A partir des résultats présentés par le tableau 1 on constate que le taux de reconnaissance n'est pas amélioré malgré on augmente le nombre d'époques jusqu'à 1600 époques mais les taux ne dépassent pas 65%, et on a vu que Les pourcentages sont très proches les uns des autres parce que les images de la langue des signes algérienne sont très similaires, en particulier des lettres telles que « ح ، خ ، ج », cela nécessite une grande base de donnée par ce que nous avons utilisé une base de donnée de 980 images répartis sur 28 classe.

### 3.3 Expérimentations

#### 3.3.1 Tests des Performances des Méthodes de Reconnaissance

Dans cette étape, nous allons tester la performance finale de notre système pour la reconnaissance d'un exemple de mot « التخرج ». Ces signes sont choisis aléatoirement parmi les 420 images de l'ensemble de test. On utilise les meilleurs paramètres que nous avons obtenus précédemment, pour chacune des deux méthodes (voir les figures 3.11 et 3.12).

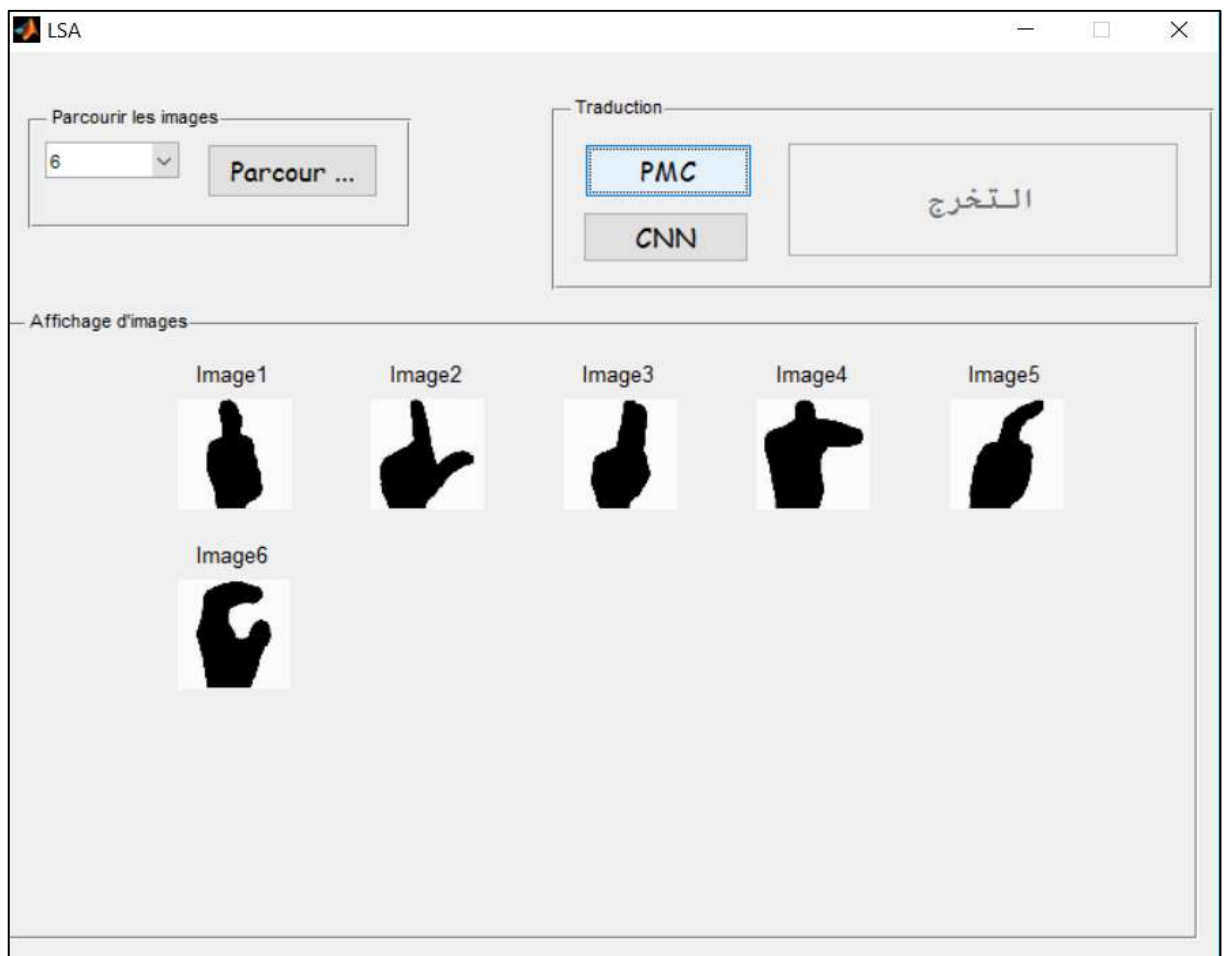


Figure 0.11 : Un exemple de traduction par PMC.

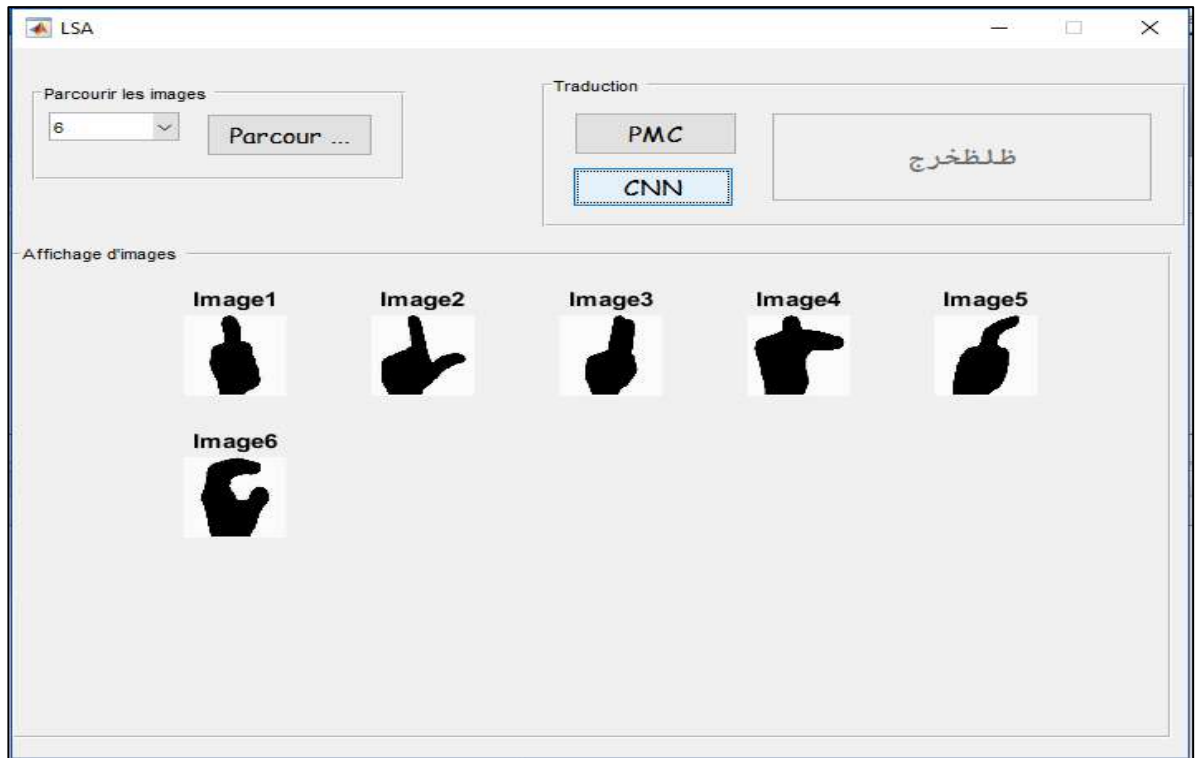


Figure 0.12 : Un exemple de traduction par CNN.

### 3.3.2 Limites de l'Expérimentations

Nous voulions faire une comparaison entre les deux méthodes de classification (réseau de neurones (PMC), et réseau de neurones convolutifs (CNN)), et en raison de manque les images d'entraînement, nous ne pouvions pas atteindre les résultats souhaités par le CNN. Et ne peut donc pas les comparer jusqu'à ce que le CNN complète son entraînement.

### 3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté l'architecture de notre système de reconnaissance des formes, ainsi que l'implémentation de deux méthodes de reconnaissance des formes : un perceptron multicouche( PMC) dont on a utilisé les moment de zernike comme un extraction des caractéristique qui nous a permis d'obtenir un taux de reconnaissance (98% environ) en fonction de 64 moments de zernike. Et le réseau de neurones convolutifs qui enregistre un taux de reconnaissance (65% environ).

---

**Conclusion**

**Générale**

---

## *Conclusion Générale*

Le travail présenté dans ce mémoire nous a permis de comprendre comment concevoir un système de reconnaissance automatique des signes statiques de la langue des signes algérienne. Cette reconnaissance se base sur l'extraction de caractéristiques à partir d'un échantillon d'images représentant les différents signes, puis leur utilisation dans l'entraînement d'un système d'apprentissage supervisé afin de pouvoir reconnaître automatiquement par la suite un nouveau signe.

La première étape de notre travail a été consacrée à l'extraction des caractéristiques pertinentes. Dans ce cadre, nous avons utilisé les moments de Zernike.

La deuxième étape, concerne l'implémentation de deux méthodes de reconnaissance à savoir : Un réseau de neurones basé sur un perceptron multicouche (PMC) qui donne le meilleur taux de reconnaissance avec 64 moments de zernike (98% environ), En ce qui concerne la méthode de réseau de neurones convolutifs (CNN) nous avons atteint un taux de 65% environ.

Notre système de reconnaissance est capable de « lire » les signes statiques de la main de d'alphabet de la langue des signes algérienne, de les reconnaître puis les traduire automatiquement en lettres écrites.

Comme future perspective pour notre système, nous envisageons que l'amélioration de la méthode de réseau de neurones convolutifs (CNN) peut se faire par un grand volume de la base de données comme il n'y a 28 classes en fonction du nombre de d'alphabet de la langue des signes algérienne.

Nous pensons également d'étendre notre système à la reconnaissance des signes dynamiques afin de pouvoir traduire tous les signes de la langue des signes algérienne.

## Bibliographie

- [1] Annelies BRAFFORT. *Reconnaissance et compréhension des gestes, application à la langue des signes*. pour l'obtention de titre de doctorat. spécialité en informatique .université de Paris-XI.soutenu le 28 juin 1996.
- [2] *Reconnaissance des formes* disponible sur : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Reconnaissance\\_de\\_formes](https://fr.wikipedia.org/wiki/Reconnaissance_de_formes). [consulté : 16 /11/2016].
- [3] Pablo MUSÉ. Frédéric SUR. Jean-Michel MOREL. *Les seuils de reconnaissance des formes On shape recognition thresholds*, Centre de Mathématiques et de Leurs Applications. École Normale Supérieure de Cachan, 2003,294p.
- [4] Mohammed BOUAYAD. *PRETOPOLOGIE ET RECONNAISSANCES DES FORMES*. Lyon. DEA : Géométrie Analyse Mécanique Mastère Spécialisé en Informatique Industrielle, Soutenue le : 12/12/1998,141p.
- [5] Laurent HARTERT. *Reconnaissance des formes dans un environnement Dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutif*. HAL Archive-Ouvert, 2010,247p.
- [6] S. Watanabe, *Pattern recognition: Human and Mechanical*, New York: Wiley; 1st edition (July 1985), 520p.
- [7] Mr. Deneche Abdelhakim. *Approches bio-inspirées pour la reconnaissance de formes*. MEMOIR de Magister en Informatique. Constantine : UNIVERSITE MENTOURI DE CONSTANTINE, 2006,116p.
- [8] Yousri Kessentin. *Cours Reconnaissance De Formes*. Faculté des sciences de Sfax, 2013-2014,43p
- [9] Nicholas Journet. *Introduction au traitement d'images Reconnaissance des formes*, 12 janvier 2011,26p.
- [10] Nekkaa, Foudil. *Détection automatique de la main : Application à la reconnaissance de la langue des signes arabe*. Magistère en Informatique. Université Abdelhamid Mehri-Constantine 2. Soutenu 2014/2015.116p.
- [11] KAMEL Mohamed. *RECONNAISSANCE DE FORMES APPLIQUEE A L'ECRIURE ARABEMANUSCRITE PAR DES MULTI CLASSIFIEURS*. Spécialité : intelligence artificielle. Mémoire de Magister en informatique. Biskra : Université Mohamed Khider Biskra, Soutenue le : 06/06/2010,116p.
- [12] J. P. Marques de Sa, *Pattern Recognition: Concepts, Methods and Applications*, Springer, 2001.
- [13] WikiStat. *Réseaux de neurones*.vol8.
- [14] Fabrice Rossi. *Réseaux de neurones : le perceptron multi-couches*. Université Paris-IX Dauphine.52p.
- [15] *Réseau neuronal convolutif*. modifiée le 4 juin 2017. disponible sur : [https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau\\_neuronal\\_convolutif](https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_neuronal_convolutif). [consulté le 06/06/2017].
- [16] LIKFORMAN-SULEM, Elisa BARNEY SMITH. *Reconnaissance des formes théorie et pratique sous Matlab Cours et exercice corrigés*.paris.ellipse.2013.222p.

- [17] Thomas, Burger. Reconnaissance automatique des gestes de la langue Française parlée complétée. *THESE pour obtenir le grade de DOCTEUR DE L'INP Grenoble. INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE*. Soutenu le 26/10/2007.311p.
- [18] Djama, Amel. *Les points communs entre la Langue des Signes Algérienne(LSA) dialecte de Laghouat, Sud de l'Algérie - et la Langue des Signes Française (LSF), « Acquisition et dysfonctionnement »* (SCL F14), Licence 3, AMU, Faculté ALLSHS d'Aix-en-Provence, publié le 28.04.16, vol.5, p 1-5.
- [19] *Langue des signes*. Dernière modification le 09/04/2017. Disponible sur : [http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Langue\\_des\\_signes](http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Langue_des_signes). [consulté 10/05/2017].
- [20] Publié par Nouvelles le 27 novembre 2012 Disponible sur : <http://www.francosourd.com/profiles/blogs/petite-geographie-des-langues-des-signes>. [Consulter le 24/02/2017].
- [21] Julien, Thomet. *Une vue d'ensemble de la reconnaissance de gestes*, Département d'informatique Université de Fribourg, vol.8.
- [22] Bossard, Bruno. *Problèmes posés par la reconnaissance de gestes en Langue des Signes*. LIMSI-CNRS - Université Paris XI, Orsay. Soutenu 24–27 juin 2002.10 p.
- [23] LAKHFIF, Abdelaziz. *Un Environnement de Traduction Automatique du Texte Arabe vers la Langue des Signes Algérienne (LSA)*. Magistère en Informatique. UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA. Soutenu le Juillet / 2009.134p.
- [24] MANSOUR Mohamed Seghier. *LANGAGE ET SURDITÉ, Description de la langue des signes des sourds oranais*. Mémoire de Magistère. Université d'Oran. ES-Senia. Année 2006-2007.124p.
- [25] Disponible sur : <https://www.fondationorange.com/de-l-importance-de-l-expression-du>. [Consulter le 24/02/2017].
- [26] L'alphabet <https://vb.3dlat.net/showthread.php?t=183845>. 2017. Print.
- [27] Mauro dos Santos Anjo, Ednaldo Brigante Pizzolato, Sebastian Feuerstack «*An evaluation of real-time requirements for automatic sign language recognition using ANNs and HMMs - The LIBRAS use case*», Computer Science and Engineering, Department Universidade Federal de São Carlos – UFSCar, vol 4.
- [28] Jérôme Revaud, Guillaume Lavoué, Atila Baskurt. *Une nouvelle mesure de distance entre descripteurs de moments de Zernike pour une similarité optimale et un angle de rotation entre les images*, Université de Lyon, CNRS, INSA-Lyon, LIRIS, UMR5205 F-69621, France,vol6.
- [29] Stefan H'ausler. *Neural Network ToolboxA Tutorial for the Course Computational Intelligence*. Institute for Theoretical Computer Science Inffeldgasse 16b/I.9p.
- [30] Claus Nebauer. *Evaluation of convolutional neural networks for visual recognition*. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(4):685–696, 1998.
- [31] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. *Gradient-based learning applied to document recognition*. *Proceedings of IEEE*, 86(11):2278–2324, November 1998.

- [32] *Une première introduction au Deep Learning*. Posté le 28 avril 2016 par Philippe Beraud - MSFT. Disponible sur : <https://blogs.msdn.microsoft.com/mlfrance/2016/04/28/une-premiere-introduction-au-deep-learning/>. [consulté 21/05/2017].
- [33] Pierre Buysens, Abderrahim Elmoataz. *Réseaux de neurones convolutionnels multi échelle pour la classification cellulaire*. Clermont-Ferrand, France, Juin 2016, vol.8.
- [34] Classification d'images : *les réseaux de neurones convolutifs en toute simplicité | OCTO talks !*. Posté le 25/10/2016 par Julien Krywyk, Pierre-Alain Jachiet. Disponible sur : <http://blog.octo.com/classification-dimages-les-reseaux-de-neurones-convolutifs-en-toute-simplicité/>. [consulté 20/05/2017].
- [35] Marie-Claire Major. *La reconnaissance officielle des langues des signes : état de la situation dans le monde et ses implications*, OFFICE des personnes HANDICAPÉES DU QUÉBEC, publié Novembre 2014, vol.36, p 1.27.



**Résumé :** Notre travail concerne le domaine de la vision artificielle, et plus particulièrement la reconnaissance des formes. Nous proposons un système de reconnaissance des signes statiques de l'alphabet de la langue des signes algérienne.

La langue des signes algérienne (LSA) est la langue gestuelle utilisée par les personnes sourdes et leurs proches en Algérie pour pouvoir se comprendre par le biais de signes. Le but de ce travail est d'implémenter un système qui est capable de reconnaître et interpréter ces signes, afin de les traduire après en mots compris par des personnes ayant une faible connaissance en cette langue. Notre système est basé sur le développement de deux méthodes de classification : Réseau de neurones (PMC), et Réseau de neurones convolutifs (CNN).

**Mots clés :** reconnaissance des formes, langue des signes algérienne, apprentissage, classification, Réseau de neurones.

## **Recognition of the Algerian Sign Language: « the establishment of a translation system signs/words »**

**Abstract:** Our work is concerned with the domain of artificial vision, and more particularly pattern recognition. We propose a system of recognition of the static signs of Algerian sign language.

The Algerian sign language (ASL) is the gestural language used by deaf people and their relatives in Algeria to be able to understand through signs. The purpose of this work is to implement a system which is capable of recognizing and interpreting these signs, in order to translate them into word understood by persons having a low knowledge in that language. Our system is based on the development of two classification methods: Neural networks (PMC), and convolutional neural networks (CNN).

**Key words:** pattern recognition, the Algerian sign language, learning, classification, neural networks.

### **التعرف على لغة الإشارات الجزائرية: « انشاء نظام ترجمة إشارات | كلمات »**

**ملخص:** يتعلق هذا العمل بمجال الرؤية الاصطناعية ، وبالخصوص التعرف على الأنماط . نقترح من خلال هذا العمل نظام للتعرف على رموز لغة الإشارات الجزائرية.

لغة الإشارات الجزائرية هي اللغة الإيمائية المستخدمة من قبل الأشخاص الصم البكم و أقاربهم في الجزائر للتمكن من التفاهم من خلال الإشارات. الهدف من هذا العمل هو تنفيذ نظام قادر على معرفة و تفسير هذه الإشارات، لكي نترجم بعد ذلك إلى كلمات مفهومة بواسطة أشخاص لديهم القليل من المعرفة في هذه اللغة. يستند نظامنا على تطوير طريقتين للتصنيف : الشبكات العصبونية (PMC) ، و الشبكات العصبونية الالتفافية (CNN) .

**الكلمات المفتاحية :** التعرف على الأنماط ، لغة الإشارات الجزائرية ، التدريب ، التصنيف ، الشبكات العصبونية .