

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelles technologies de l'information et de la
communication
Département D'informatique et de technologie de l'information



Mémoire
MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Mathématique et Informatique
Filière : Informatique
Spécialité Informatique Industrielle

Présenté par :

BEGGARI Samiha
KHAMRA Khaoula

Thème

Systeme de reconnaissance de visage par
un réseau de neurone convolutionnel
(CNN)

Soutenu publiquement
le : 02/07/2017

Devant le jury :

Mr. ZGA Adel

Mr. BENKADDOUR Med Kamel

Mr. MEZATI Messaoud

Pr. Président

MA Encadreur

MA Examineur

UKM Ouargla

UKM Ouargla

UKM Ouargla

Année Universitaire : 2016/2017

Remerciements

Nous remercions tout d'abord, ALLAH qui nous a donné la force et le courage pour terminer nos études et élaborer ce modeste travail.

*Nous adressons aussi nos remerciements les plus sincères, au Mr. **BENKADDOUR Mohamed Kamel**, qui a très volontiers accepté d'être l'encadreur de ce projet. Sa grande connaissance dans le domaine, ainsi que son expérience, ont joué un rôle important dans la conception de ce travail.*

*Nos remerciements et nos respect vont également à Mr. **ZGA Adel** d'avoir accepté de présider le jury, J'adresse mes remerciements aussi à Mr. **MEZATI Messaoud** qui m'ont fait l'honneur d'accepter le jugement de notre travail.*

Nous adressons aussi nos sincères reconnaissances à tous les enseignants de département de l'informatique –Ouargla- qui nous ont donnés beaucoup de connaissance.

Nous remercions aussi à nos collègues et les étudiants de nos promotions chacun par son nom qui sont toujours soutenu nos efforts.

En fin Nous remercions toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail

*Aux deux lumières de mon chemin a mes très chère parents qui on
largement contribué a mon éducation et a mon enseignement*

A la mémoire de ma grande mère

A mes frères et mes sœurs et à toute ma famille.

A mes amis pour leurs soutiens et leurs encouragements.

*À tous les professeurs et enseignants qui m'ont suivi durant tout
mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes
études.*

A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.

Khaoula

*D*édicace

Je dédie ce modeste travail

*A mes très chers parents pour leur soutien et encouragement
durant toutes mes années d'études et sans lesquels je n'aurais
jamais réussi,*

A mes frères et mes sœurs et à toute ma famille.

*A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai connues,
qui m'ont aidées, soutenues et encouragées.*

*A tous mes enseignants durant mes années d'études avec lesquels
j'ai beaucoup appris.*

Samiha

Sommaire

<i>Sommaire</i>	i
<i>Liste des tableaux</i>	v
<i>Liste des équations</i>	v
<i>Introduction générale</i>	1
<i>Chapitre I : Biométrie & systèmes de reconnaissance de visage</i>	1
1. <i>Introduction:</i>	2
2. <i>La biométrie :</i>	2
2.1 <i>Définition:</i>	2
2.2 <i>Le mode de fonctionnement d'un système biométrique :</i>	3
2.3 <i>Structure générale d'un système biométrie :</i>	4
2.4 <i>Les technologies de biométries :</i>	4
2.5 <i>Évaluation de performance des systèmes biométriques :</i>	5
2.6 <i>Les systèmes multimodales :</i>	7
2.7 <i>Applications des systèmes biométriques :</i>	8
3. <i>Reconnaissance de visage :</i>	8
<i>Motivation :</i>	9
4. <i>Les classes des techniques de reconnaissance de visage :</i>	10
4.1 <i>Méthodes globale :</i>	10
4.2 <i>Méthode locale :</i>	11
4.3 <i>Méthode hybride :</i>	11
5. <i>Système de reconnaissance de visage :</i>	11
5.1 <i>La détection</i>	11
5.2 <i>L'acquisition de l'image :</i>	12
5.3 <i>Les prétraitements :</i>	12
5.4 <i>L'extraction des paramètres :</i>	12
5.5 <i>la classification :</i>	12
5.6 <i>L'apprentissage :</i>	12
5.7 <i>La décision :</i>	12
6. <i>Principales difficulté de la reconnaissance de visage :</i>	13
6.1 <i>Changement d'illumination :</i>	13
6.2 <i>Variation de pose :</i>	14

6. 3 Expression faciale :	14
6. 4 Présence ou absence des composants structurels :	14
6. 5 Occultation partielles :	14
7. Conclusion :	15
Chapitre II : Etat de l'art des techniques de reconnaissance de visages.....	16
1. Introduction :	17
2. Analyse en composant principale (ACP) :	17
3. Analyse Discriminante Linéaire (LDA) :	17
4. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) :	18
5. Machine à Vecteur de Support (SVM) :	19
6. Les bases de données faciales :	19
6. 1 La base ORL :	19
6. 2 La base FEI:	20
6. 3 La base multi pie :	21
6. 4 La base XM2VTX :	21
6. 5 La base FERET :	22
6. 6 La base AR :	22
6. 7 La base CVL :	23
7. Conclusion :	23
Chapitre III : Réseaux de Neurones artificiel et Apprentissage Profonds.....	24
1. Introduction :	25
2. Réseau de neurone artificiel:	25
2.1 Du neurone biologique vers neurone artificiel:	25
2.2 Architecture de réseau de neurone artificiel:	27
Réseaux de neurones non bouclés.....	27
Réseaux de neurones bouclés.....	28
2.3 Les fonctions d'activation:	28
2.4 L'apprentissage:	29
2.5 Type des réseaux de neurones:.....	30
2.5.1 Perceptron	30
2.5.2 Perceptron multicouche :	31
2.5.3 Le réseau à fonction de base radiale :	31
2.5.4 Les réseaux de Hopfield :	32
3. L'apprentissage en profondeur:	33

3.1	<i>Les réseaux de neurones profonds</i> :	33
3.1.1	<i>Les réseaux de neurones profonds</i>	33
3.1.2	<i>La machine de Boltzmann profonde</i>	33
3.1.3	<i>Les réseaux de neurones convolutionnels</i>	34
3.2	<i>Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN)</i> :	35
4.	<i>Conclusion</i> :	38
<i>Chapitre IV : Expérimentations, Résultats et discussions</i>		39
1.	<i>Introduction</i> :	40
2.	<i>Les bases de données de visage</i> :	40
3.	<i>Système de reconnaissance faciale : principes et expérimentations</i> :	41
3.1	<i>Structure générale du système de reconnaissance de visage</i> :	41
3.2	<i>Système de reconnaissance faciale basé sur MLP: Expérimentation et résultats</i>	42
3.3	<i>Système de reconnaissance faciale basé sur CNN: Expérimentation et résultats</i>	45
3.4	<i>Discussion</i> :	48
4.	<i>Principe du système de reconnaissance développé</i> :	48
4.1	<i>Mode vérification</i> :	48
4.2	<i>Mode identification</i> :	49
5.	<i>Présentation de système</i> :	49
5.1	<i>Interface de Présentation du projet</i> :	49
5.2	<i>Interface de teste</i> :	50
5.3	<i>Mode identification</i> :	50
5.3.1	<i>Mode identification par méthode de CNN</i> :.....	50
	<i>Expérimentations</i> :	51
5.3.2	<i>Mode identification par méthode MLP</i> :	52
	<i>Expérimentations</i>	53
5.4	<i>Mode Vérification</i> :	54
5.4.1	<i>Par méthode de CNN</i> :.....	54
6	<i>La performance en termes de temps de calcul</i> :	55
7	<i>Evaluation de performance de système</i> :	56
8	<i>Conclusion</i> :	58
	<i>Conclusion générale</i>	59
	<i>Bibliographie</i> :	60

Liste des figures

Figure 1 : Architecture d'un système de reconnaissance biométrique	3
Figure 2: Caractéristiques biométriques.	5
Figure 3: Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques.	7
Figure 4: des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale	10
Figure 5: Système de reconnaissance.	13
Figure 6: Exemple de Changement d'illumination	13
Figure 7: Exemples de variation de pose	14
Figure 8: Exemples de variation d'expressions	14
Figure 9: Neurone formel.	18
Figure 10: Les 40 personnes de la base ORL.	20
Figure 11: Exemples d'images de visages de la base FEI.	20
Figure 12: Extrait de la base de données de visage Multi-PIE	21
Figure 13: Exemples d'images de la base XM2VTS	22
Figure 14: Extrait de la base de données de visage AR	23
Figure 15: Représentation d'un neurone biologique.	26
Figure 16: Représentation d'un neurone mathématique	26
Figure 17: Architecture de réseau non bouclé.....	27
Figure 18: Architecture de réseau bouclé	28
Figure 19: les différents types fonctions d'activations.	29
Figure 20: Architecture de perceptron [24].....	30
Figure 21: Architecture de perceptron multicouche	31
Figure 22: architecture du réseau RBF	32
Figure 23: La machine de Boltzmann profonde (DBN)	34
Figure 24: L'architecture d'un réseau de neurone convolutionnels	36
Figure 25: L'opération de convolution	36
Figure 26: L'opération de sous échantillonnage	37
Figure 28: Architecteur générale de notre système de reconnaissance de visage.....	41
Figure 29: Processus de reconnaissance du visage par réseaux de neurones.	42
Figure 30: visages d'entrée et de sortie aux réseaux de neurones.	43
Figure 31: taux d'identification en fonction du nombre d'exemple d'apprentissage par personne	44
Figure 32: phase d'extraction par CNN.....	45
Figure 33: phase de classification par CNN.....	46
Figure 34: Taux de reconnaissance par apport de nombre d'époques.	47
Figure 35: Interface graphique de notre application.	49
Figure 36: L'interface graphique de reconnaissance faciale.	50
Figure 37: le choix d'image test.	51
Figure 38: Résultat de teste.	51
Figure 39: le taux d'identification par CNN.....	52
Figure 40: Le choix d'image de test.	52
Figure 41: Résultat de teste.	53
Figure 42: Le taux d'identification par MLP.	53
Figure 43: Le choix de l'image vérifie.	54
Figure 44: Le choix de d'image de test.	54

<i>Figure 45: Résultat de teste.</i>	55
<i>Figure 46: Le taux FR et FA en fonction de seuil par le CNN.</i>	57

Liste des tableaux :

<i>Tableau 1: Résultats des taux d'identification des différents algorithmes d'apprentissage.</i>	44
<i>Tableau 2: Tableaux de taux de reconnaissance par défferente nombre de filtre.</i>	46
<i>Tableau 3: Taux de reconnaissance par apport de nombre d'époques.</i>	47
<i>Tableau 4: Taux d'identification par CNN.</i>	51
<i>Tableau 5: Taux d' identification par MLP.</i>	53
<i>Tableau 6: Taux de vérification de visage par CNN.</i>	55
<i>Tableau 7: Temps nécessaires au calculs des phases d'apprentissage.</i>	56

Liste des équations :

<i>Équation 1: Taux d'identification Correct.</i>	6
<i>Équation 2: Taux des Fausses Acceptations.</i>	6
<i>Équation 3: Taux des Faux Rejets.</i>	6
<i>Équation 4: Taux de reconnaissance.</i>	41

Introduction générale

Le besoin de se protéger augmente jour après jour puisque nous sommes dans un monde où la sécurité d'identification des individus est devenue un souci majeur, vu le développement permanent et important dans la société.

Les outils de surveillance et de contrôle classique a savoir ceux relatifs à la méthode basé sur la connaissance tel que un mot passe, ou bien basé sur la possession tel que badge, la clé...etc. Ce mode d'identification peut être utilisé d'une manière d'obtenir une sécurité accrue, comme dans le cas de mot passe celui-ci peut facilement être oublié par son utilisateur ou bien deviné par une autre personne, et dans le deuxième cas le badge ou la clé peut être volé ou bien perdu.

Depuis quelques années, des nouvelles techniques de reconnaissance on vu le jour pour éviter ces différents problèmes d'inefficacité et de non sécurité, des techniques basé sur des caractéristiques personnelles, aussi appelé biométrie qui utilisent des aspects propres à chaque individu pour en valider l'identité. Ces caractéristiques biométriques peuvent être physique tel que le visage, les empreintes digitales, l'iris... etc. ou bien comportemental tel que la voix, l'écriture, le rythme de frappe sur un clavier... etc.

Dans notre travaille, nous avons choisi la reconnaissance de visage comme une moyenne d'identification par rapport aux autres méthodes car cette identification est naturellement utilisée par une l'être humain, aussi ce type de reconnaissance ne s'arrête pas a l'identification du visage mais peut éventuellement s'appliquer à la localisation d'un individu dans une foule, contrairement aux autres méthodes, et ne demande pas d'équipement d'acquisition très complexe c'est-à-dire une simple caméra permet d'acquérir la forme du visage d'un individu puis retirer certaines caractéristiques. Les caractéristiques essentielles pour la reconnaissance du visage sont: les yeux, la bouche, le tour du visage, le bout du nez,... etc. Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant la caméra où peut être en mouvement à une certaine distance. Les données biométriques qui sont obtenues sont comparées au fichier référence. Le logiciel doit être capable d'identifier un individu malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes, etc.).

Ce mémoire traite un sujet portant sur l'authentification du visage. Un système d'authentification a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que celui-ci se soit

identifié. Il ne s'agit donc pas d'un système d'identification qui lui se charge de découvrir l'identité a priori inconnue d'un individu.

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance de visage. Dans notre travail nous avons opté pour une technique basé sur les réseaux de neurone appelle réseaux de neurone convolutionnels (CNN) qui est une type de réseau neurone avec un apprentissage en profondeur, ou Deep Neural Network. Ce dernier comporte plusieurs couches cachées. Le CNN composé à deux parties bien distinctes, partie d'extraction qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension, et partie de classification qui classe ces données

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de quatre chapitres principaux.

Le premier chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit le principe de fonctionnement des systèmes biométriques puis définit les outils utilisés pour évaluer leurs performances. Ensuite, la place de la reconnaissance faciale parmi les autres techniques biométriques est analysée. A travers ce chapitre, nous voulons positionner le problème de la reconnaissance faciale et présenter ses enjeux et intérêts par rapport aux autres techniques. Enfin, nous mettons en lumière sur les difficultés rencontrées par les systèmes de reconnaissance de visage.

Dans le deuxième chapitre, nous évoquerons l'état de l'art des techniques de reconnaissance de visages. Nous présentons juste les algorithmes de reconnaissance de visages les plus populaires et citons quelques bases données les plus utilisé pour la reconnaissance des visages.

Le troisième chapitre est composé en deux parties. Nous verrons premièrement le principe de réseau de neurone artificiel (RNA) qui est le cœur du système de reconnaissance, puis nous parlons sur les techniques de reconnaissances basé sur le réseau de neurone profondeur (Deep Learning) de type réseau de neurone convolutionnels (CNN) dans le deuxième partie,

Dans le quatrième chapitre, Nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par des méthodes de reconnaissance de visage que l'on choisit et en analysons leurs performances, suivi d'une discussion avec interprétation des résultats.

Enfin, la conclusion générale résumera les résultats obtenus par les différentes approches et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

Chapitre I :
Biométrie & systèmes
de reconnaissance de
visage

1. Introduction:

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Depuis quelques années, Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés. L'apparition de l'ordinateur et sa capacité à traiter et à stocker les données ont permis la création des systèmes biométriques informatisés.

Dans ce chapitre, nous allons présenter des notions générales sur la biométrie, le fonctionnement d'un système biométrique ainsi que les outils utilisés pour évaluation leurs performances. Nous insisterons surtout sur la place de la reconnaissance faciale parmi les autres techniques biométriques, car elle constitue l'objectif de ce thème.

2. La biométrie :

2.1 Définition:

Le terme "biométrie" est un terme grec, «bio» qui veut dire la vie, et «métrique» qui veut dire mesure. En générale la biométrie est des technologies utilisées pour mesurer et analyser les caractéristiques uniques d'une personne [1], il existe traditionnelle deux méthode opératoire d'identifier un individu, le premier méthode est basé sur la connaissance, cette connaissance correspondant par exemple le mot passe pour valider l'identité de la personne désirant accéder à un lieu, un compte, un ordinateur etc. et la deuxième méthode est basé sur une possession, il peut s'agir d'une pièce d'identité, une clé, un badge etc. Ces méthodes d'identification peuvent être utilisé afin d'obtenir une sécurité. Cependant, elles ont leurs faiblesse respectivement, dans le premier cas, le mot de passe peut être oublié par son utilisateur ou bien devenir connue par un autre personne, et dans le deuxième cas la pièce d'identifié peut être perdu ou volé [2].

La biométrie est une solution alternativement aux deux méthodes d'identifications précédentes. Elle consiste à identifier une personne à partir de ces caractéristiques soit physique ou comportementale, l'avantage de ces caractéristiques est d'être [3] :

- *Universelles* (exister chez tous les individus),
- *Uniques* (permettre de différencier un individu par rapport à un autre),
- *Permanentes* (autoriser l'évolution dans le temps),
- *Enregistrables* (collecter les caractéristiques d'un individu avec son accord),
- *Mesurables* (autoriser une comparaison future).

2. 2 Le mode de fonctionnement d'un système biométrique :

Un système biométrie est un système de reconnaissance des formes qui procède en premier par l'acquisition des données biométriques de l'individu, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir de ces données, enfin il compare ces caractéristiques avec les modèles de base de données (ensemble des données stocké). Selon le contexte de l'application, Il existe toujours au moins deux phases dans un système biométrique : la phase d'apprentissage et celui de reconnaissance [4].

Phase d'Apprentissage: (mode enrôlement) Est une phase pour stocké des informations biométriques sur les personnes à l'identifie dans le système.

Phase de Reconnaissance: Pour déterminer l'identité de l'utilisateur soit pour une identification ou une authentification.

Mode identification: Ici le système essaye d'établir l'identité d'une personne à partir d'une base de données, le système biométrique essaye de répondre à la question « Qui suis-je ? », il s'agit d'une comparaison du type un contre plusieurs (1 : N).

Mode de authentification (vérification): Le système doit répondre à une question de type « Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamé ? », l'utilisateur propose une identité au système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est proclamé, c'est-à-dire le système fait la comparaison avec un seul des modelés présents dans la base de données (1 : 1).

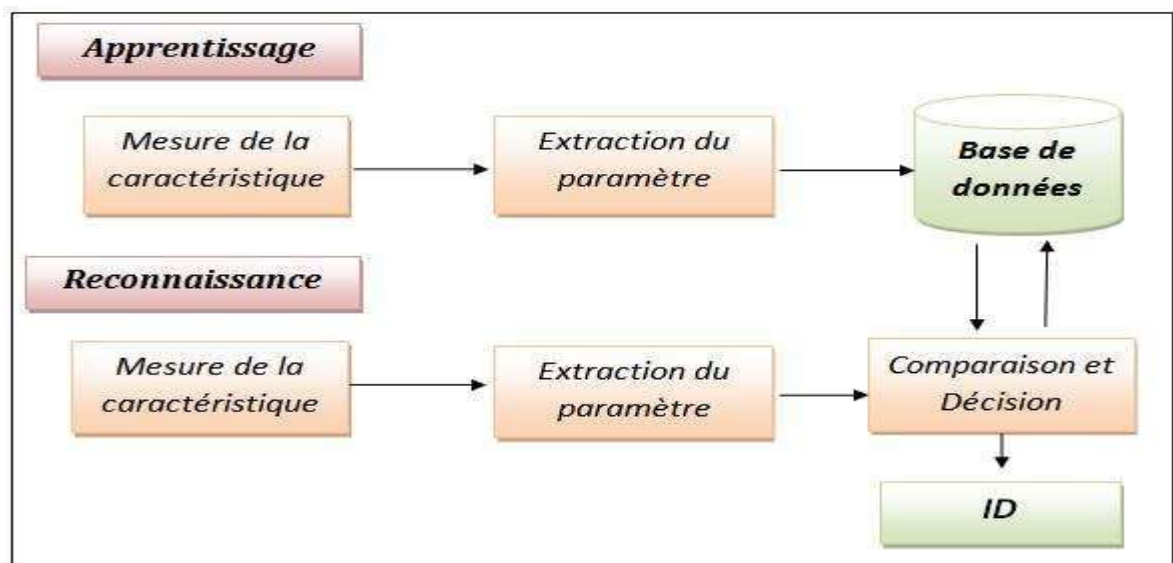


Figure 1 : Architecture d'un système de reconnaissance biométrique

2. 3 Structure générale d'un système biométrie :

Un système biométrique se compose essentiellement de quatre modules:

L'acquisition : On utilise un système d'acquisition pour acquérir une caractéristique spécifique de l'individu, au moyen d'un capteur.

L'extraction : Après fait l'acquisition d'une image ou d'une voix, on réalise les informations nécessaires et les stocker dans une base de données.

La classification: En examinant les modèles stockés dans la base de données, le système collecte un certain nombre de modèles qui ressemblent le plus à celui de la personne à identifier, et constitue une liste limitée de candidats. Cette classification intervient uniquement dans le cas d'identification car l'authentification ne retient qu'un seul modèle (celui de la personne proclamée) [1].

La décision: Le module de décision doit être capable d'accepter ou refuser une authentification après fait la comparaison entre les nouvelles données de l'utilisateur et les différents modèles stockés dans la base de données afin de déterminer l'identité de l'usager si elle existe.

2. 4 Les technologies de biométries :

La biométrie se basé sur l'analyse de données liées à l'individu et peut être classée en trois grandes catégories :

Analyse comportementale: Elle est liée au comportement de la personne comme la dynamique de la signature, la dynamique de frappe au clavier, la voix ou la démarche etc.

Analyse des traces biologiques: Telles que l'ADN, le sang, la Salive, l'odeur etc. Ces méthodes sont difficiles à mettre en œuvre pour une utilisation courante, elles sont plus utilisées dans le domaine médical et les services de police.

Analyse morphologique (physiologique): Cette catégorie regroupe le visage, l'iris de l'œil, les veines de la main, l'empreinte digitale, les réseaux de la rétine, la forme de la main etc. L'avantage de ces caractéristiques d'être stable.

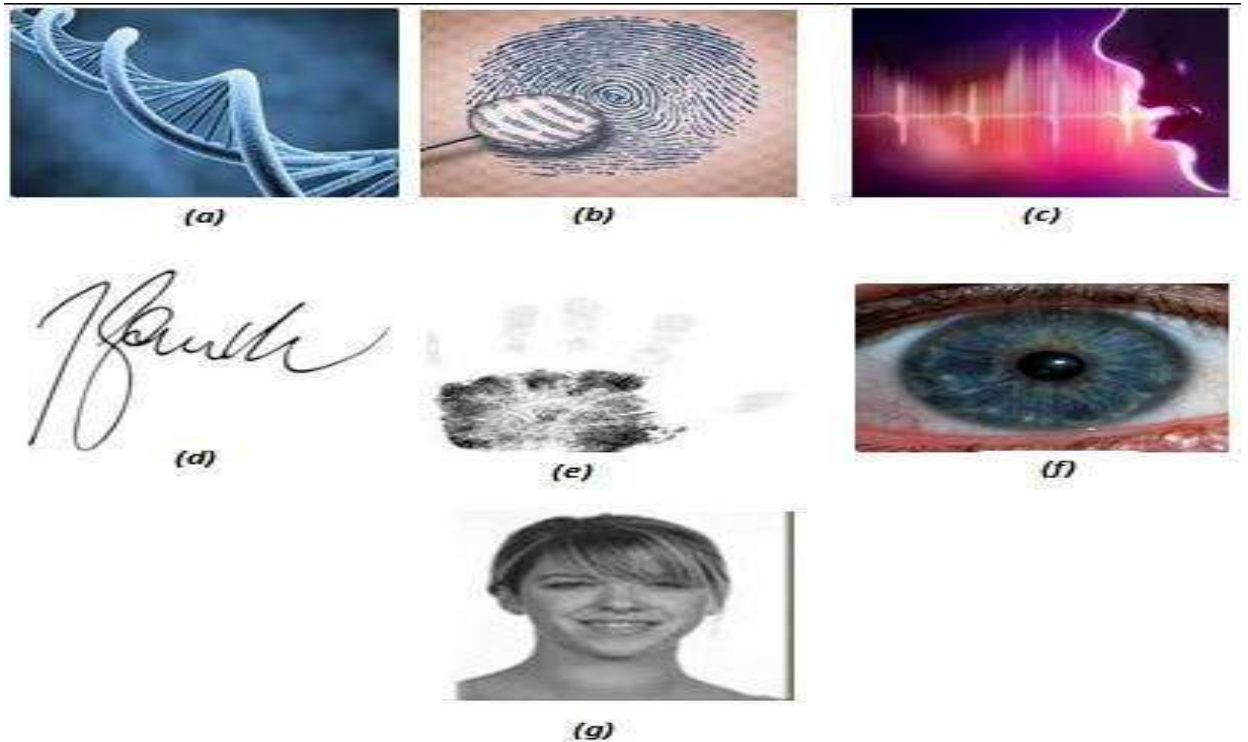


Figure 2: Caractéristiques biométriques.

(a) ADN, (b) Empreinte digitale, (c) voix, (d) signature, (e) empreinte de paume, (f) iris paume, (f) iris, (g) visage.

2. 5 Évaluation de performance des systèmes biométriques :

La performance d'un système biométrique est un élément très important à prendre en compte dans le choix d'un tel système, elle peut mesurer principalement à l'aide de trois critères: sa précision, son efficacité (vitesse d'exécution) et le volume de données qui doit être stocké pour chaque locuteur. L'identification et la vérification sont des modes opératoires différents. Elles nécessitent donc des mesures de précision différentes que nous étudierons dans les deux sous-sections suivantes.

1.6.1 Évaluation de l'identification:

Lorsqu'un système fonctionne en mode Identification, celui-ci peut faire deux types d'erreurs :

- *Mauvaise identification* ; C'est le système propose une identité qui ne correspond pas à celle du locuteur présenté.
- *Non détection* ; Elle correspond au cas où le système n'a pas pu identifier le visage de la personne présentée dans la base de données.

La mesure des performances des systèmes d'identification du locuteur se base sur le Taux d'identification Correct (TIC) obtenu en phase de test :

$$\text{TIC} = \frac{\text{nombre de tests correspondant à une identification correcte}}{\text{nombre total de tests}}$$

Équation 1: Taux d'identification Correct.

Nombre total de tests désigne l'ensemble des tests effectués (Vrai ou Fausse identification).

1.6.2 Evaluation de la Vérification :

Dans la tâche de vérification, un utilisateur final doit faire une demande d'authentification de son identité, alors le système biométrique doit déterminer si l'identité proclamée par l'utilisateur est acceptée ou rejetée. Deux taux sont alors calculés :

- *Fausse acceptation (FA)*: Est une erreur où le système accepte un imposteur. Elle correspond que le système accepte une personne qui a proclamée une identité qui n'est pas dans la base de donnée.

$$\text{TFA} = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{nombre total d'accès de imposteurs}}$$

Équation 2: Taux des Fausses Acceptations.

- *Faux rejet (FR)*: C'est quand le système rejette un client (personne) qui a proclamé sa vraie identité.

$$\text{TFR} = \frac{\text{nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{nombre total d'accès de clients}}$$

Équation 3: Taux des Faux Rejets.

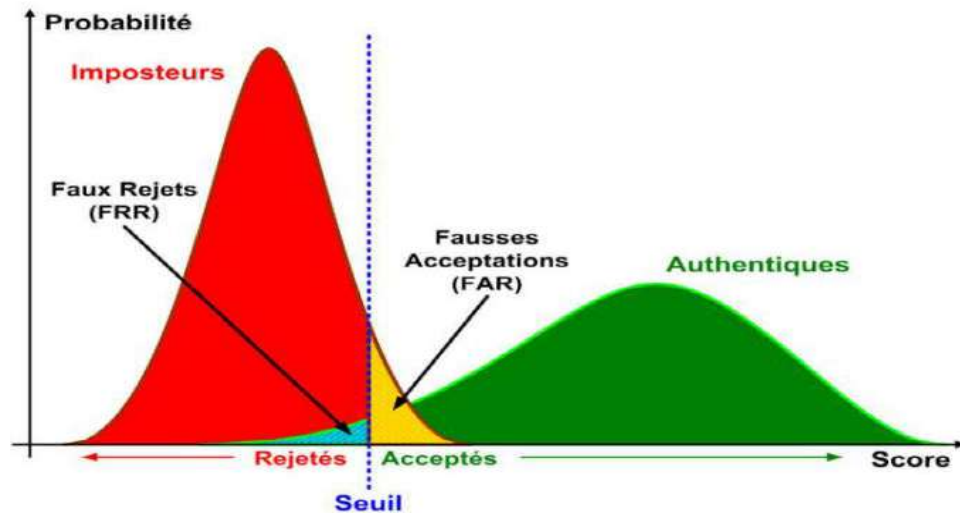


Figure 3: Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques. [5]

Les performances des systèmes de reconnaissance de visages sont souvent comparées selon un point particulier de ces courbes qui est le Taux d'Égale Erreur (EER) et qui correspond au point de la courbe où $FAR = FRR$. Une autre mesure permet d'évaluer les performances d'un système de vérification est HTER (Half Total Error rate). Cette mesure est utilisée quand le seuil de décision est fixé à priori. Le HTER représente la moyenne de FA et FR.

Le choix du seuil de similarité est important car il influe directement sur les performances du système. Plusieurs contraintes rendent le seuil de décision impossible à calculer en pratique. Parmi ces contraintes nous citons : l'indétermination de l'estimation réelle des coûts des erreurs ni des connaissances à priori, de plus les fonctions de vraisemblance ne sont qu'une estimation des densités de probabilité exactes. Pour ces raisons nous avons eu recours à l'estimation de seuil de décision par calculs empiriques, et cela suivant deux méthodes : la méthode analytique et la méthode non analytique.

2. 6 Les systèmes multimodales :

La multi modalité est la combinaison des plusieurs systèmes biométriques pour avoir des résultats beaucoup plus considérable.

L'objectif de cette approche est d'améliorer les performances des taux de reconnaissance.

Un système multi modale peut être :

- **Système multiples biométriques;** Lorsque l'on considère plusieurs modalités biométriques différentes, par exemple visage et empreinte digitale. C'est le sens le plus classique du terme multimodal.

- **Systeme multiple d'acquisitions;** Par exemple utiliser deux scanners différents (l'un optique, l'autre thermique) pour la reconnaissance d'empreintes digitales
- **Mesure multiple d'une même unité biométrique;** Lorsqu'ils associent plusieurs échantillons différents de la même modalité, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris.
- **Instance multiples d'une même mesure;** Faire une capture répétée du même attribut biométrique avec le même système d'acquisition, par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.
- **Algorithme multiples;** Lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise, cette multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison.

2. 7 Applications des systèmes biométriques :

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Les applications peuvent être divisées en trois groupes principaux :

Applications commerciales: Telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.

Applications gouvernementales: Telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.

Applications légales: telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.

3. Reconnaissance de visage :

Au début des années soixante, le premier système automatique d'authentification utilisant les empreintes digitales a été commercialisé, et en plus Les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques les plus communément utilisées pour la reconnaissance de criminels. Après certaines années plusieurs études ont démontré que l'iris est la caractéristique la plus fiable car la texture de l'iris reste stable au cours de la vie. Bien que ces méthodes reste les plus fiable, mais ils présentent l'inconvénient majeur d'être intrusives, ce qui limite énormément leurs domaines d'applications. De plus, une méthode comme

L'identification de l'iris reste contraignante pour les utilisateurs qui n'apprécient pas de placer leur œil devant un appareil. A l'inverse, des systèmes d'identification basés sur l'analyse des images de visage ne présentent aucune contrainte pour les utilisateurs. La reconnaissance faciale est une modalité qui peut être implémentée de manière indépendante des autres modalités biométriques, elle est souvent utilisée dans des applications de surveillance.

La reconnaissance faciale est une tâche que les humains effectuent naturellement et sans effort dans leurs vies quotidiennes. Et en tant qu'une des technologies biométriques de base, a pris une part de plus en plus importante dans le domaine de la recherche, ceci étant dû aux avancées rapides dans des technologies telles que les appareils photo numériques, Internet et les dispositifs mobiles, le tout associé à des besoins en sécurité sans cesse en augmentation.

Les systèmes de reconnaissance du visage reposent sur des algorithmes d'analyse de l'image, pouvant identifier les personnes qui y sont associées. Ces programmes créent une image du visage, en mesurant ses caractéristiques. Ils en produisent ensuite un fichier individuel, dénommé "Template ou signature". Les Template sont alors comparées avec toutes les images existantes au niveau de la base de données, en ressortant un score de similitude.

Motivation :

Pourquoi la reconnaissance de visages ?

La reconnaissance de visages est la technique la plus commune et populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle, et par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, on peut citer :

- ***facile à utiliser***, les capteurs utilisés sont peu coûteux contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition.
- ***non intrusive***, c'est-à-dire le système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

Bien que la reconnaissance des visages n'est pas la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on utilise des approches plus efficaces en plus du bon choix des caractéristiques d'identification représentant le visage en question.

4. Les classes des techniques de reconnaissance de visage :

Les méthodes de reconnaissance de visage peuvent être classées en trois grandes familles sont : méthode globale, locale et hybride.

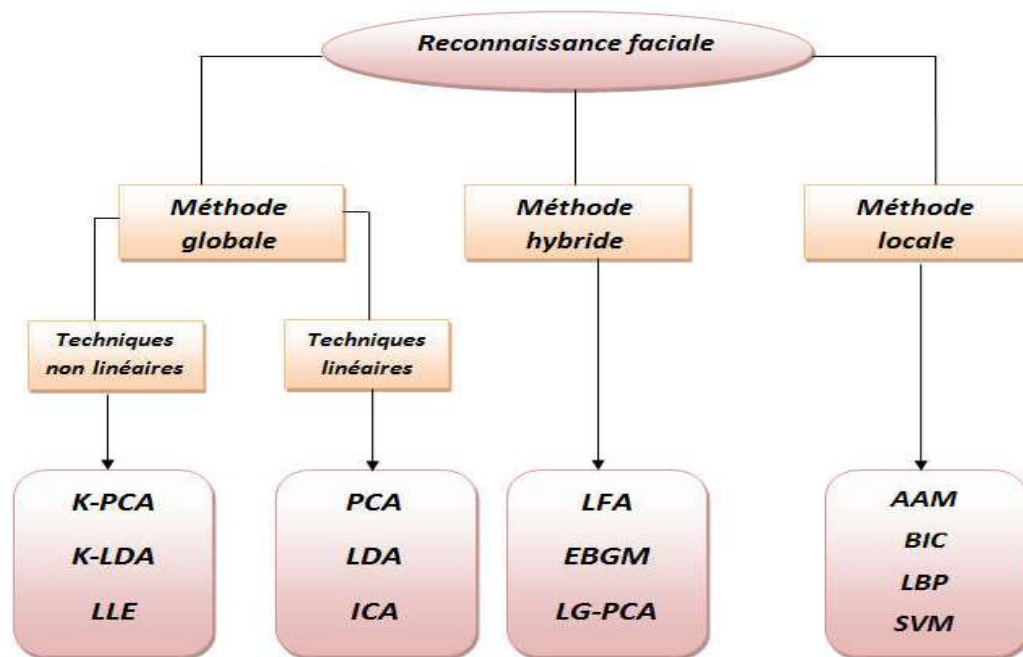


Figure 4: Les principaux algorithmes utilisés en reconnaissance faciale

4.1 Méthodes globale :

Ce type d'approches utilisent le visage au complet comme source d'information, et ce sans segmentation de ses parties, elles se basent principalement sur des informations pixel, ces algorithmes s'appuient sur des techniques d'analyse statique bien connue. Dans ces méthodes, les images de visage sont généralement transformées en vecteur plus faciles à manipuler.

L'avantage principale des méthodes globales sont relativement rapides à mettre en œuvre, mais sont sensibles aux problèmes d'éclairage, de pose et d'expression faciale.

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales : les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

Il y'a plusieurs méthodes globale, mais les plus connues sont : PCA, LDA/FLD,...

4. 2 Méthode locale :

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade [6] présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage, puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autre visage. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques locale et en utilisant des filtres d'image approprié de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements.

L'avantage de ces méthodes est qu'elles prennent en compte la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître, en plus elles utilisent un nombre réduit de paramètres. Par rapport aux méthodes globales elles sont plus robustes aux problèmes posés par les variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale.

Parmi ces approches on peut citer : filtres de Gabor, HMM...

4. 3 Méthode hybride :

La méthode globale et méthode locale ont des propriétés différentes, la méthode hybride fait la combinaison entre la détection de caractéristiques structurales et l'extraction de caractéristiques d'apparence locales, pour obtenir des informations complémentaires utiles ce qui permet d'augmenter la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales.

5. Système de reconnaissance de visage :

La reconnaissance automatique de visage s'effectue en suivant plusieurs étapes :

5. 1 La détection :

Cette étape joue un rôle très important et a une très grande influence sur la fiabilité et la performance de tout le système de reconnaissance. On tient compte généralement de trois paramètres essentiels : l'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres on peut trouver une fausse identification.

5. 2 L'acquisition de l'image :

Cette étape qui permet d'extraire du monde réel une représentation bidimensionnelle, cette opération peut être statique à l'aide d'un appareil photo, scanner etc. Ou dynamique à l'aide d'une caméra, webcam etc.

5. 3 Les prétraitements :

Le prétraitement consiste à éliminer les parasites causés par la qualité des capteurs utilisés lors de l'acquisition de l'image pour conserver seules les informations essentielles.

5. 4 L'extraction des paramètres :

L'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes.

5. 5 la classification :

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités.

5. 6 L'apprentissage :

Après l'extraction et la classification, une étape de l'apprentissage consiste à mémoriser les paramètres dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision.

5. 7 La décision :

La stratégie de décision nous permet de choisir entre les deux alternatives suivantes : l'identité de l'utilisateur correspond à l'identité proclamée ou recherchée ou elle ne correspond pas. C'est-à-dire l'objectif de cette étape pour estimer la différence entre deux images (modèles).

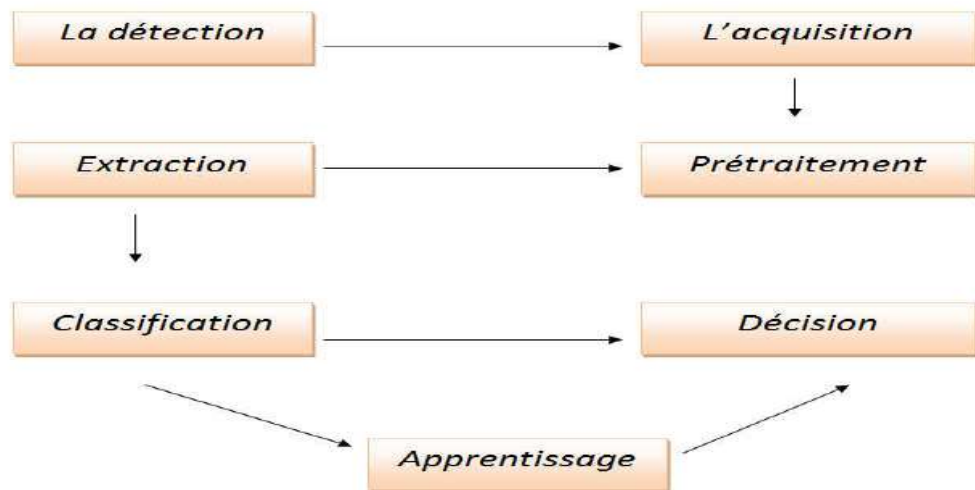


Figure 5: *L'architecture de Système de reconnaissance.*

6. Principales difficulté de la reconnaissance de visage :

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous. [7]

6.1 Changement d'illumination :

Le changement d'illumination d'un visage est une tâche critique et ce qui conduisant à rendre la tâche de reconnaissance de visage très difficile et aussi entrainer une mauvaise classification.



Figure 6: *Exemple de Changement d'illumination* [5].

6. 2 Variation de pose :

La variation de pose est un autre problème pour les systèmes de reconnaissance faciale, si la variation de pose présente dans des images, elle nuire à taux de reconnaissance de visage.



Figure 7: Exemples de variation de pose [5].

6. 3 Expression faciale :

L'apparence d'un visage varie grandement en présence d'expressions faciales, les éléments faciaux tels que la bouche ou encore les yeux peuvent subir des déformations importantes pouvant faire échouer un système de reconnaissance faciale, elle entraine forcément une diminution du taux de reconnaissance.



Figure 8: Exemples de variation d'expressions [5].

6. 4 Présence ou absence des composants structurels :

La présence des composants structurels (la barbe, la moustache, ou bien les lunettes) peut modifier énormément les caractéristiques faciales, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance.

6. 5 Occultation partielles :

Les occlusions partielles peuvent être causées par une main cachant une partie du visage, par des cheveux longs, des lunettes de vue, de soleil, par tout autre objet (foulard ...), ou encore par une autre personne.

7. Conclusion :

Tout au long de ce chapitre, nous avons vu que la biométrie aide surmonter plusieurs faiblesse des méthodes classiques, et que les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés dans diverses applications surtout pour l'identification de personnes. Nous avons aussi l'importance de l'évaluation des performances d'un système biométrique, qui permet d'estimer la fiabilité du système en utilisant des indicateurs comme le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance faciale attire de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique. Enfin, nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans ce mémoire.

Dans le chapitre suivant, on va voir un état de l'art des différentes techniques qui sont utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance de visage.

Chapitre II :
Etat de l'art des
techniques de
reconnaissance de
visages

1. Introduction :

La reconnaissance automatique de visages est un sujet central dans la recherche sur l'analyse de visages. Un système biométrique peut être utilisé pour une vérification ou une identification. Le système en identification doit trouver l'identité de l'individu présenté au système et le système en authentification reçoit une identité et doit prendre la décision si oui ou non l'image correspond à l'identité, Dans les deux cas, le problème revient cependant à un problème de classification.

De nombreuses techniques de reconnaissance de visages ont été proposées au cours des 30 dernières années. Dans ce chapitre, nous décrivons brièvement quelques techniques parmi les plus importantes ou les plus populaires utilisées en reconnaissance de visages.

2. Analyse en composant principale (ACP) :

L'analyse en composant principale est une technique linéaire la plus connue, L'ACP fut d'abord utilisé afin de représenter efficacement des images de visages humains. En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces [8].

Cependant, l'ACP classique nécessite que les images de visage soient mises sous formes de vecteurs, ce qui a pour effet de détruire la structure géométrique de l'image. Pour ne pas perdre les informations de voisinage lors du passage de l'image en vecteur, une méthode ACP bidimensionnelle (2-D PCA) [9].a été étudiée. En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage. Donc, l'ACP ne nécessite aucune connaissance à priori sur l'image et se révèle plus efficace lorsqu'elle est couplée à la mesure de distance, mais sa simplicité à mettre en œuvre contraste avec une forte sensibilité aux changements d'éclairage, de pose et d'expression faciale [10].

3. Analyse Discriminante Linéaire (ADL) :

L'analyse discriminante linéaire est une autre méthode de reconnaissance présentée par BELHMEUR et AL en 1997, elle est aussi connue sous le nom « Fisherfaces ». L'ADL organise la base d'images sous forme des classes, chaque classe représente un individu et contient un ensemble des images de visages. Pour but de minimiser les variations entre les images d'un même individu (intra-class) et de les maximiser entre les images des différentes classes (interclasse). En d'autres termes l'ADL est utilisée pour trouver la combinaison

linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux ces classes. Les combinaisons résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire [11].

Cependant, lorsque le nombre d'individus à traiter est plus faible que la résolution de l'image, il est difficile d'appliquer l'ADL qui peut alors faire apparaître des matrices de dispersions singulières (non inversibles). Afin de contourner ce problème, certains algorithmes basés sur la ADL ont récemment été mis au point (les algorithmes ULDA, OLDA, NLDA) [12].

4. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) :

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. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. [13]

Les RNA ont été initialement inspirés de la psychologie du système nerveux. Dans les années quarante le neurone formel introduit par J.McCulloch et W.Pitts.

Un neurone formel est une fonction algébrique non-linéaire de variables réelles appelées entrées, qui tente de reproduire ce mode de fonctionnement, il effectue une somme pondérée des signaux d'entrée qui lui parviennent. Cette somme pondérée sert de paramètre à une fonction, souvent non linéaire, qui la transforme en nouveau signal transmis à la sortie. En référence au fonctionnement du neurone biologique, la fonction intervenant après la sommation des entrées est appelée fonction d'activation.

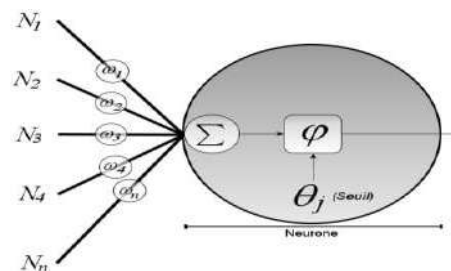


Figure 9: Neurone formel.

Les RNA ont été utilisés dans plusieurs applications, particulièrement pour la classification de données, la modélisation de processus complexes et le traitement non linéaire des signaux.

Dans le cas de la reconnaissance de visages, les réseaux de neurones sont utilisés pour la détection de visages, pour l'extraction de signatures et pour la classification.

5. Machine à Vecteur de Support (SVM) :

Est une techniques utilisée dans plusieurs domaines statistiques (fusion, classement,...etc.), elle été proposée par V.Vapnik en 1995.

Le but de SVM (*Support Vector Machine*) consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes différentes) non-linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables. Dans cet espace, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les deux classes [14].

Dans cet espace, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les classes tels que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.
- La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale.

6. Les bases de données faciales :

Pour l'évaluation des algorithmes de reconnaissance faciale il y'a plusieurs bases de visages qui ont été développées. Chacune comporte des conditions de prises de vues différentes.

Les bases les plus anciennes ORL et YALE, ont été le plus utilisées et permettent de comparer plus facilement de nouvelles méthodes à cette de l'état de l'art, et les plus récente COLOR, FERET, FRGC, CVL, AR, et IV2 contiennent plus de personnes et sont donc utilisées pour des évaluations à plus grand échelle. Il y'a d'autre bases UMIST, BANCA, PF01, Yale et PIE sont disponibles et destinées à des évaluations adaptées à certaines variabilités du visage, ces tris dernier bases (PF01, Yale et PIE) disposent d'un nombre important de poses différentes mais renferment seulement quelques dizaines de personnes acquises lors d'une seule session.

Ces bases de données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance ou elles sont collectées dans le cadre d'un projet,

Nous détaillons dans ce que suit les principaux bases de visage utilisées dans les travaux de recherches :

6.1 La base ORL :

La base ORL (Olivetti Research Laboratory) est une base internationale utilisée dans le domaine de la reconnaissance de visage.

Elle contient 40 personnes ayant chacune 10 vues différentes. Les images sont de dimensions (112×92) pixels. Nous l'avons partitionnée en deux sous bases de 200 images chacune l'une pour l'apprentissage et l'autre pour le test. Cette base est utilisée pour évaluer les systèmes de reconnaissance faciale en présence des variations dans les conditions d'illumination, des expressions faciales [5] (sourire, yeux fermés), de pose et d'occultations partielles (port de lunettes) [15].



Figure 10: Les 40 personnes de la base ORL.

6.2 La base FEI:

La base de données de visage de FEI est une base de données brésilienne de visage qui contient un ensemble d'images de visage prises entre juin 2005 et mars 2006 au laboratoire d'intelligence artificielle de FEI dans São Bernardo do Campo, São Paulo, Brésil. Elle contient des images de visage de 200 personnes, avec 14 images pour chacune d'entre elles, un total de 2800 images. Toutes les images sont en couleur et prises sur un fond blanc homogène en position frontale avec divers angles de pose de chaque personne, s'étendant du profil aux vues frontales. La variation d'éclairage est de 10% et la résolution de l'image est de 640x480 Pixel. [16]



Figure 11: Exemples d'images de visages de la base FEI.

6.3 La base multi pie :

La base de données de visage Multi-PIE recueillie à l'Université Carnegie Mellon en 2000, a largement contribué dans l'avancement de la recherche en reconnaissance de visage, surtout pour l'évaluation des algorithmes sous la contrainte de variation de pose et/ou d'éclairage. La base de données de visage Multi-PIE contient plus de 750 000 images de 337 personnes enregistrées dans un maximum de quatre sessions au cours d'une durée de cinq mois. Les images des sujets ont été capturées avec 15 points de vue et 19 conditions d'éclairage tout en affichant une gamme d'expressions faciales. Ces images d'une même session ont été capturées en quelques minutes les uns des autres en utilisant un système multi caméra (15 caméras : Treize caméras étaient situées à hauteur de la tête, espacées à intervalles de 15° et deux caméras supplémentaires ont été situées au-dessus du sujet, simulant une vue typique de surveillance) et enregistrement multi-flash (18 flash). En outre, les images frontales à haute résolution ont été acquises ainsi. Au total, la base de données contient plus de 305 Go de données de visage [17].



Figure 12: Extrait de la base de données de visage Multi-PIE [17].

6.4 La base XM2VTX :

La base XM2VTS (*The Extended M2VTS Database*) est une base de données multimodale qui renferme des images faciales 2D et 3D, des séquences vidéo avec des enregistrements de la voix. La base de données a été acquise dans le cadre du projet M2VTS (*Multi Modal Verification for Teleservices and Security applications*) à l'Université de Surrey (UK). La base de données contient 295 personnes enregistrées en 4 sessions durant une période de 4 mois. La base de données de visage 2D contient des prises de vue faciales et de profil. Deux prises de vue faciales ont été enregistrées, à chaque session, ce qui fait un total de 8 images pour chaque personne [18].



Figure 13: Exemples d'images de la base XM2VTS [18].

6.5 La base FERET :

La base de données FERET a été collectée dans le cadre du programme « Facial Recognition Technology » mené par le NIST Américain (National *Institute of Standards and Technology*). Il s'agit de la plus grande base disponible pour les chercheurs qui a été acquise avec des poses différentes et durant 15 sessions entre 1993 et 1996. Les images, initialement collectées depuis un appareil photographique de 35mm ont ensuite été digitalisées. Une première version de cette base de données a été réalisée en 2001 et contient 14051 images faciales en niveaux de gris avec une résolution de 256 x 384 pixels. La version la plus récente, réalisée en 2003, renferme des images numériques couleurs de plus grande qualité avec une résolution de 512 x 768 pixels et une compression sans perte de données à la différence des premières images en niveaux de gris. En plus, de multiples erreurs de noms d'images, d'identifiants, et dates de capture, qui figurent sur la première base à niveau de gris ont été corrigées. Cette dernière base contient 11338 images représentant 994 personnes différentes [18].

6.6 La base AR :

La base de données AR a été créée par Aleix Martinez et Robert Benavente au Computer Vision Center (CVC) à l'UAB. Elle contient plus de 4000 images couleur correspondant aux visages de 126 personnes (70 hommes et 56 femmes). Chaque personne a participé à deux sessions espacées de deux semaines. Les mêmes images ont été prises dans les deux sessions. Dans chaque session et pour la même personne, 13 images sont acquises en vue de face avec des conditions différentes d'expression faciale, d'éclairage, et d'occultation (lunettes de soleil et écharpe). Chaque personne a donc au total 26 images. Cette base est souvent utilisée pour évaluer des algorithmes de reconnaissance de visages sous des conditions de variation d'occultation [17].



Figure 14: Extrait de la base de données de visage AR [17].

6. 7 La base CVL :

Cette base de données de visage a été créée au *Computer Vision Laboratory (CVL)* à l'université de Ljubljana. 114 personnes y sont enregistrées. Les images sont en couleur de taille 640 x 480 pixels. 7 vues de chaque sujet ont été collectées. Ces vues renferment différentes poses et expressions prises dans des conditions de luminosité uniformes. Parmi ces images, trois seulement sont de face. La figure 4.7 illustre un exemple d'images de face de la base CVL [18].

7. Conclusion :

À travers ce chapitre, Nous avons présenté les principales techniques de reconnaissance de visages, puis nous avons mis en relief les notions et les définitions de quelques bases liées à la biométrie qui permettent l'évaluation des systèmes de reconnaissance de visages.

Chapitre III :
Réseaux de Neurones
artificiel et
Apprentissage
Profonds

1. Introduction :

Après avoir étudié dans le deuxième chapitre l'état de l'art des différentes techniques utilisées pour le traitement d'image et reconnaissance de visage , nous allons présenter dans ce chapitre les deux méthodes utilisées dans de ce travail , à savoir :

- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones profonds

Depuis plusieurs années ont été étudiées les méthodes de reconnaissance à base de réseaux de neurones dans le but de réaliser des performances proche de celles observées chez l'humain. Ces réseaux de neurones sont composés de plusieurs éléments (ou cellules) de calcul opérant en parallèle et arrangés à la manière des réseaux de neurones biologiques.

Nous allons proposer aussi dans ce chapitre un modèle d'apprentissage automatique, qui appartient à une catégorie de modèles dits profonds. Ces modèles profonds ont suscités beaucoup d'intérêt lors des deux dernières décennies, surtout pour des applications 2D (classification d'images). L'un des modèles profonds les plus populaires est le modèle neuronal convolutionnel. Ces modèles ont été utilisés avec succès dans plusieurs applications de traitement d'images fixes.

2. Réseau de neurone artificiel:

Le réseau de neurone artificiel est un système de traitement de l'information né il ya une cinquantaine d'années et sont toujours en cours de développement. Ce système est inspiré du fonctionnement de neurones humain. Ils se composent d'un grand nombre d'unités de traitement hautement reliées travaillent ensemble pour exécuter une tâche de classification donnée .Le réseau de neurone caractérisé par leur robustesse au bruit et par leur capacité de mémorisation, de généralisation et d'une certaine forme d'apprentissage.

2.1 Du neurone biologique vers neurone artificiel:

Le neurone biologique se compose a le corps cellulaire qui permettant de traiter les informations, les dendrites ce qui les capteurs des signaux, les axones qui ce sont les lignes des transmissions des signaux entre les neurones, et les synapses ce qui la force de connexion entre la dendrite et l'axone de deux neurones.

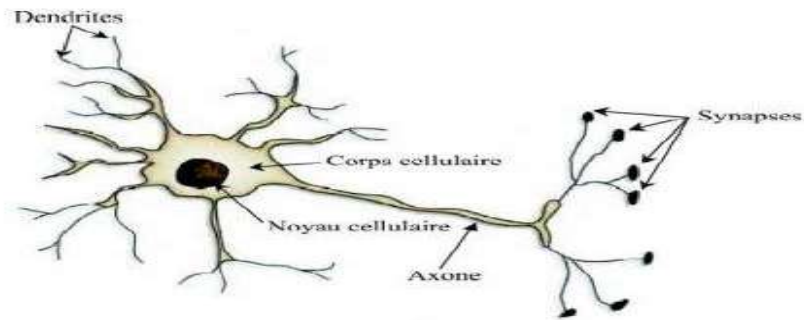


Figure 15: Représentation d'un neurone biologique. [19]

Le réseau de neurone artificiel ressemble le neurone biologique en trois aspect : La connaissance est acquise par le réseau par un processus d'apprentissage, La force de connexion reliées ensemble, connues sous le nom de poids synaptiques, et chaque neurone a un état interne appelé seuil ou fonction d'activation utilisée pour classifier les vecteurs [11].

On peut définir le neurone artificiel par les trois éléments suivants :

- La fonction d'entrée totale qui définit le prétraitement effectué sur les entrées.
- La fonction d'activation de neurone qui définit son état interne en fonction de son entrée totale
- La fonction de sortie qui calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation [19].

Généralement le réseau de neurone reçoit les données X_i sur la couche d'entrée, chacun des ces données a un poids synaptiques W_{ij} mesure l'importance de chaque entrée. Dan la couche cachées ou couche de traitement le réseau applique une fonction appelé fonction d'activation sur la somme pondérée de $W_{ij}X_i$. Le résultat exprime la sortie S de ce réseau.

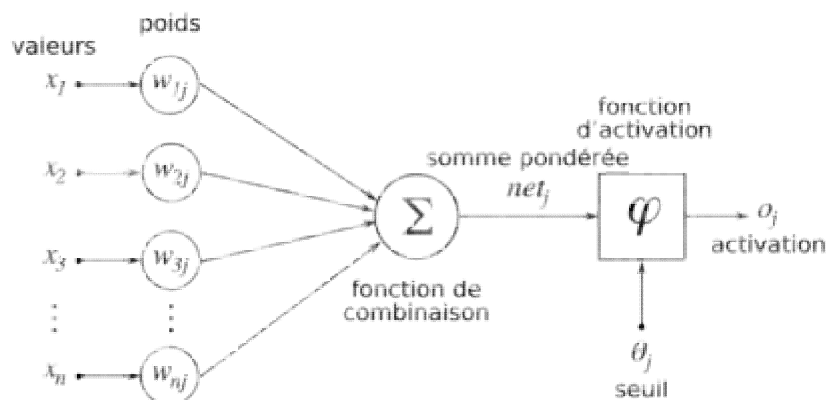


Figure 16: Représentation d'un neurone mathématique [20]

Le seuil de tolérance Θ_j : est un paramètre critique déterminé par l'utilisateur. Pour déterminer la précision dans la réponse du réseau de neurones.

On peut distinguer un réseau de neurones par ces trois caractéristiques principales :

- L'architecture du réseau qui caractérise un chemin particulier par lequel les éléments du réseau sont connectés et qui définit la direction de propagation des informations.
- La fonction d'activation des neurones qui dicte leur comportement.
- L'algorithme d'apprentissage du réseau [19].

2.2 Architecture de réseau de neurone artificiel:

Les réseaux à couches sont les modèles connexionnistes les plus couramment utilisés. Leur architecture, organisée en couches successives, comprend une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées couches cachées car elles ne sont pas vues de l'extérieur. Chaque couche est composée d'un certain nombre de neurones. Les connexions sont établies entre les neurones appartenant à des couches successives mais les neurones d'une même couche ne peuvent pas communiquer entre eux dans le cas des réseaux à couches.

On distingue deux types de RNA : Les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés :

Réseaux de neurones non bouclés: Dans un réseau de neurones non bouclée, l'information circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière" ; si l'on représente le réseau graphiquement, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique: Si l'on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ.

La majorité des réseaux de neurones non bouclés mise en œuvre pour les tache de classification automatique sont organisé en plusieurs couches dont certaines sont cachées.

[20]

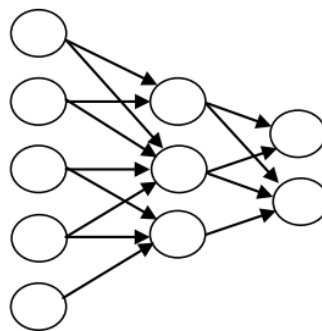


Figure 17: Architecture de réseau non bouclé [21]

Réseaux de neurones bouclés : Un réseau de neurones bouclé ou bien à connexions récurrentes signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau non bouclé. Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés, le graphe de connexions des réseaux de neurones bouclés est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau, en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de "Cycle"). Comme pour les réseaux de neurone non bouclé, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclés est attaché un poids, un retard, multiple entier de l'unité de temps choisis. Un réseau de neurones bouclé à temps discret est donc régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions. [20]

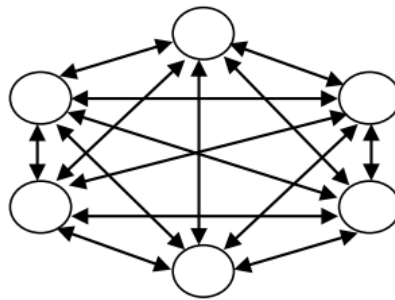


Figure 18: Architecture de réseau bouclé [21]

2.3 Les fonctions d'activation:

La fonction de transfert est en général, une fonction non linéaire monotone croissante ; Par ailleurs, les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires [21]. La figure suivante donne les modèles de fonctions d'activation le plus utilisées.

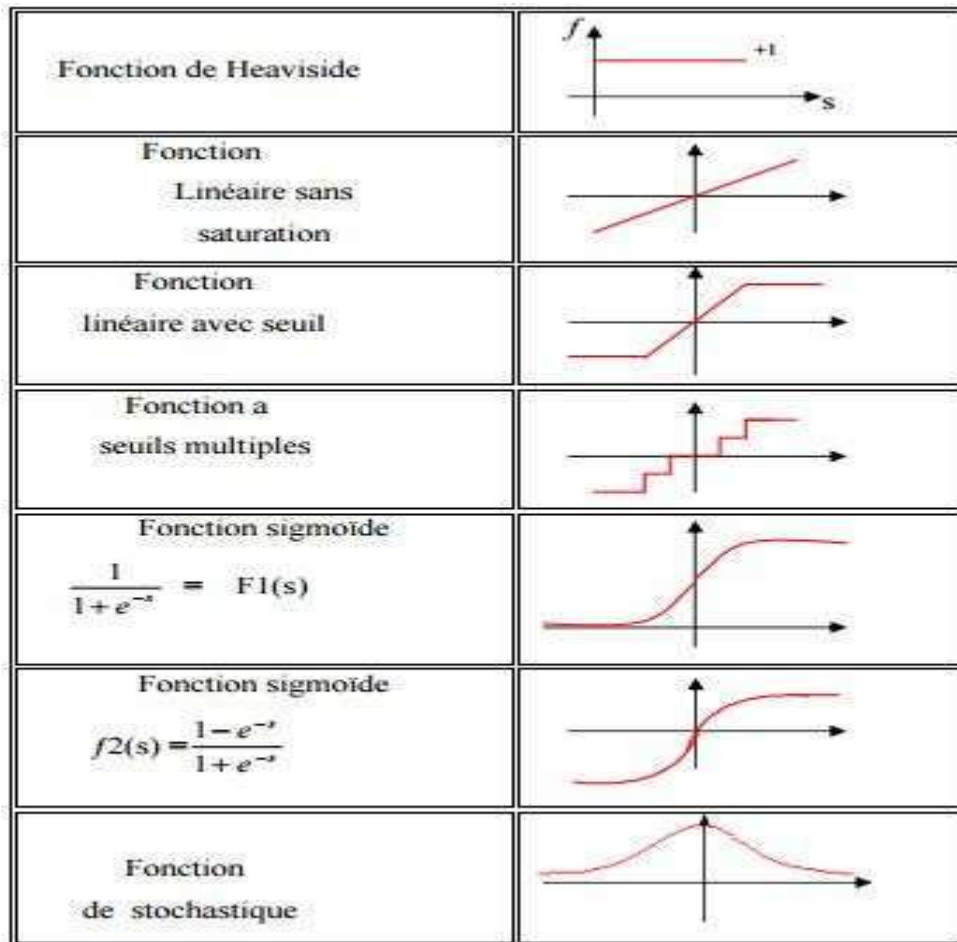


Figure 19: les différents types fonctions d'activations. [21]

2.4 L'apprentissage:

L'apprentissage est la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones, a pour but l'extraction des informations pertinentes à l'identification. Donc il est la phase du développement du réseau, durant laquelle le comportement de ce dernier est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré [22].

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.

Types d'apprentissage : On peut distinguer trois types d'apprentissages:

- **Apprentissage supervisé:** est les plus utilisés. on présente au réseau des entrées et au même temps les sorties que l'on désirerait pour cette entrée. Le réseau doit alors se reconfigurer. C'est-à-dire calculer ses poids afin que la sortie qu'il donne corresponde bien à la sortie désirée.
- **Apprentissage semi-supervisé:** qui ne tiennent compte que d'une évaluation partielle ou qualitative des sorties.
- **Apprentissage non supervisé:** on présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise.

2.5 Type des réseaux de neurones:

Un réseau de neurones est constitué d'un assemblage d'éléments, d'unités ou de nœuds processeurs pour lequel un sous-groupe effectue un traitement indépendant et transmet le résultat à un deuxième sous-groupe et ainsi de suite (cas d'un réseau à couches multiples). Les capacités de traitement du réseau dépendent des poids W_{ij} auxquels sont affectées des valeurs produisant un filtre affectant la capacité d'apprentissage du réseau. Dans un réseau de neurones, les neurones sont regroupés en couches. Habituellement, chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones dans la couche précédente et la couche suivante (excepté dans la couche d'entrée et celle de sortie du réseau). L'information donnée à un réseau de neurones est propagée couche par couche de la couche d'entrée à la couche de sortie en passant par une ou plusieurs couches intermédiaires (couches cachées).

2.5.1 Perceptron

Le perceptron est un réseau de neurone simple qui a été proposé par FRANK ROSENBLATT en 1958. Il est un réseau linéaire et monocouche ayant juste deux couches, une couche représente les entrées de système et l'autre pour les sorties. Les connexions entre ces deux couches sont modifiables et bidirectionnelles [23]. La procédure d'apprentissage est supervisé et le réseau capable de résoudre des opérations logiques simples.

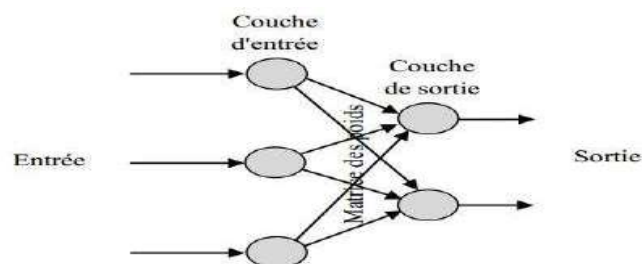


Figure 20: Architecture de perceptron [24]

Le perceptron prend en entrée n valeurs X_1, X_2, \dots, X_n , et calcule une sortie O, ce derniers est dépend de la somme de ces composants, pondérées par des poids réels W_n et le seuil θ

La sortie O du ce réseau est sera de la forme suivante : $O_k = \begin{cases} 1 & \text{si } w_n X_n \geq \theta_k \\ 0 & \text{si } w_n X_n < \theta_k \end{cases}$

L'algorithme d'apprentissage est la règle d'apprentissage de Hebb qui affecte le changement des poids en multipliant l'entrée d'un neurone par sa sortie et le taux d'apprentissage du réseau [24].

2.5.2 Perceptron multicouche :

Le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron) est une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches cachées qui font le réseau MLP un outil robuste pour les tâches complexes. Il est largement utilisé pour la décision dans le domaine de reconnaissance faciale. Les réseaux MLP sont généralement des réseaux entièrement connectés. Les neurones de la première couche reçoivent le vecteur d'entrée, ils calculent leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux même leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie [25]. Dans le réseau MLP il n'y a aucune connexion entre les cellules d'une même couche. Les perceptrons multicouches sont utilisés avec apprentissage supervisé et aussi avec la technique de rétro-propagation (back-propagation) pour la correction de l'erreur.

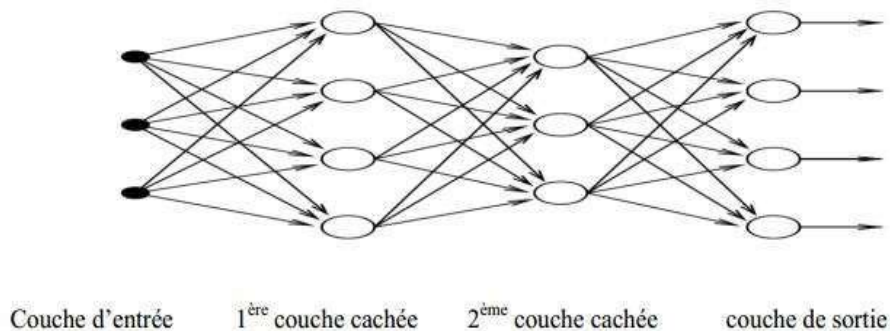


Figure 21: Architecture de perceptron multicouche [22]

2.5.3 Le réseau à fonction de base radiale :

Le réseau à fonction de base radiale RBF (Radial Basis Function) est basé sur une architecture qui s'organise en deux couches seulement, une couche cachée et une couche de sortie. La couche cachée, constituée des noyaux (ou neurones) RBF effectue une transformation non linéaire de l'espace d'entrée. La couche de sortie calcule une combinaison linéaire des sorties

de la couche cachée. Chaque noyau élémentaire calcule la distance entre l'entrée et son centre qu'il passe ensuite dans un non linéarité réalisée par une fonction d'activation φ qui est généralement de type gaussienne.

La valeur que prend la sortie du noyau gaussien est d'autant plus importante que l'entrée est plus proche de son centre et tend vers zéro, lorsque la distance entrée centre devient importante. La sortie du réseau RBF est donnée par :

$$Y_i = \sum_{k=1}^{N1} W_{kj} \varphi_k(\|x - c_k\|) \text{ et } \varphi(\varepsilon) = \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2\eta^2}\right)$$

$\| \cdot \|$ dénote la norme euclidienne, x le vecteur d'entrée, c_k est le centre associé au noyau k . $N1$ le nombre de noyaux de la couche cachée et W_{kj} les poids associés à la couche de sortie. Le paramètre ' η ' permet de contrôler la vitesse de décroissance de la fonction φ .

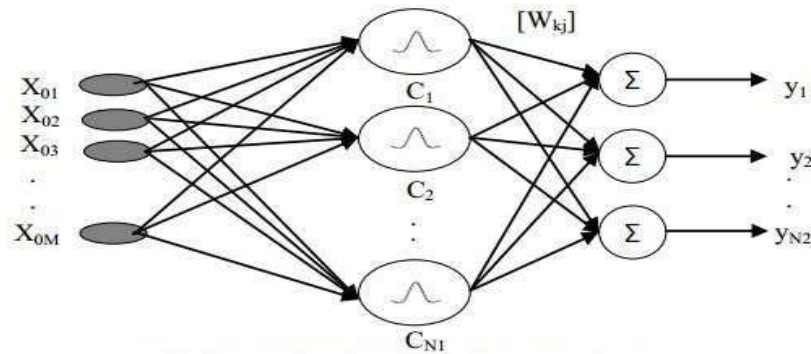


Figure 22: architecture du réseau RBF [24]

L'apprentissage des réseaux RBF est composé d'une règle non supervisée pour l'adaptation des centres et une règle d'apprentissage supervisé pour l'adaptation des poids. Le choix de la position des centres et le nombre de neurones reste généralement arbitraire.

2.5.4 Les réseaux de Hopfield :

Il s'agit d'un réseau constitué de neurones à deux états (-1 et 1, ou 0 et 1), dont la loi d'apprentissage est la règle de Hebb (1949), qui veut qu'une synapse améliore son activité si et seulement si l'activité de ses deux neurones est corrélée (c'est-à-dire que le poids d'une connexion entre deux neurones augmente quand les deux neurones sont activés au même temps).

3. L'apprentissage en profondeur:

L'apprentissage en profondeur est une branche d'apprentissage automatique, qui utilise plusieurs couches de traitement non linéaires pour apprendre des représentations de fonctions utiles directement à partir de données. Les modèles de Deep Learning peuvent atteindre un très haut niveau de précision dans le cadre de la classification d'objets. L'entraînement des modèles s'effectue sur un vaste jeu de données labellisées et sur des architectures de réseaux de neurones contenant de nombreuses couches. Les modèles de Deep Learning sont bâtis sur le même modèle que les perceptrons multicouches précédemment décrits. Cependant, les couches intermédiaires sont plus nombreuses. [26] Ainsi que le deep learning permet de faire l'extraction des caractéristiques aussi.

Bien que l'apprentissage approfondi ait été théorisé pour la première fois dans les années 1980, il existe deux raisons principales pour lesquelles il est devenu très utile:

1. L'apprentissage approfondi nécessite de grandes quantités de données marquées. Par exemple, le développement de voitures sans conducteur nécessite des millions d'images et des milliers d'heures de vidéo.
2. L'apprentissage approfondi nécessite un pouvoir informatique important. Les GPU haute performance possèdent une architecture parallèle efficace pour l'apprentissage en profondeur. cela permet réduire le temps de formation pour un réseau d'apprentissage en profondeur de semaines en heures ou moins. [27]

Le Deep Learning peut s'appliquer à de nombreux problèmes : Classification d'images, Reconnaissance vocale, et le traitement du langage naturel.

3.1 Les réseaux de neurones profonds :

Il existe plusieurs algorithmes de Deep Learning. Nous pouvons ainsi citer :

3.1.1 Les réseaux de neurones profonds (Deep Neural Networks): Ces réseaux sont similaires aux réseaux MLP mais avec plus de couches cachées. L'augmentation du nombre de couches, permet à un réseau de neurones de détecter de légères variations du modèle d'apprentissage, favorisant le sur-apprentissage. [28]

3.1.2 La machine de Boltzmann profonde (DBN: Deep Belief Network): Ce modèle de réseau profond proposé par Hinton et al. Cette modèle basé sur un empilement de machines de Boltzmann restreintes. La machine de Boltzmann est un modèle de réseau de neurones

qui a été défini en 1985 par Ackley, Hinton et Sejnowski. Ce réseau comporte deux unités différent ; l'une des unités visibles et l'autre des unités cachées, complètement interconnectées, et son apprentissage est basé sur des évaluations statistiques, par méthode de recuit simulé, lors de deux phases distinctes :

- éveil ; sous l'influence de stimuli d'entrée,
- repos ; relaxation en système fermé.

Une machine de Boltzmann est dite restreinte lorsque ses connexions sont limitées à un sous-ensemble strict de toutes les connexions possibles, comme défini ci-dessous :

Définition 1 : Une Machine de Boltzmann Restreinte (RBM) est un graphe biparti, non-orienté et pondéré. Ses nœuds sont appelés unités et ses arêtes connexions. Les deux parties de ce graphe sont respectivement appelées couche visible v et couche cachée h (hidden). [29]

Définition 2 : La configuration d'une RBM est un étiquetage binaire d'une Machine de Boltzmann Restreinte. Dans la suite, on note $v = v_1, \dots, v_q$ et $h = h_1, \dots, h_r$ les restrictions de cet étiquetage aux unités de la couche visible et de la couche cachée respectivement. Chaque unité peut être étiquetée par la valeur 1 ou la valeur 0. Dans le premier cas, elle est dite active, sinon elle est inactive [29]

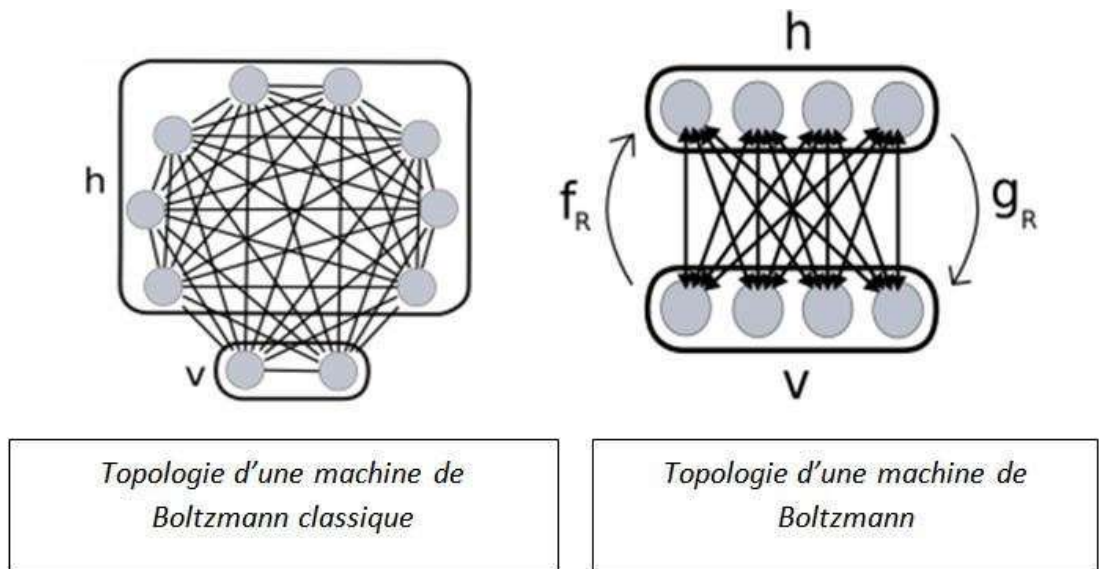


Figure 23: La machine de Boltzmann profonde (DBN) [29]

3.1.3 Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN ou Convolutional Neural Networks) : Le problème est divisé en sous partie le première partie, qui regroupe les

couches cachées, et dont le rôle est de construire de couche en couche une représentation haut niveau des données d'entrée, qui capturent les informations et qui les encodent au niveau de la sortie des modules (qui ont une taille largement inférieure à celle de l'entrée). La seconde partie réalisant la classification, qui se base sur les sorties de ces modules afin d'attribuer un label au niveau de la dernière couche, et qui fonctionne comme un MLP classique.

Ce type de réseau est au cœur de la plupart des systèmes de vision d'ordinateur aujourd'hui, du marquage automatique de photos de Facebook, de voitures autonomes, et la classification d'image.

3.2 Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) :

Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN pour *Convolutional Neural Networks*) proposés initialement par Le Cun. Ce choix a été motivé principalement par ce qu'il intègre implicitement une phase d'extraction de caractéristiques et il a été utilisé avec succès dans de nombreuses applications [30]. Ils sont réputés pour leur robustesse aux faibles variations d'entrée, le faible taux de prétraitement nécessaires à leur fonctionnement.

Le CNN est un réseau de neurone multicouche qui est spécialisés dans des tâches de reconnaissance de forme. [31] Ces réseaux ont été inspirés par les travaux de Hubel et Wiesel sur le cortex visuel chez les mammifères [32] qui combine trois idées principales :

- les champs récepteurs locaux.
- les poids partagés.
- le sous-échantillonnage.

L'architecture de CNN repose sur plusieurs réseaux de neurones profonds consistant en une succession de couches de convolution et d'agrégation (*pooling*) est dédié à l'extraction automatique de caractéristiques, tandis que la seconde partie, composée de couches de neurones complètement connectés, est dédiée à la classification. [31]

Chaque cellule des couches de convolution est connectée à un ensemble de cellules regroupées dans un voisinage rectangulaire sur la couche précédente. Les champs récepteurs locaux permettent d'extraire des caractéristiques basiques. Les couches sont dites « à convolution » car les poids sont partagés et chaque cellule de la couche réalise la même combinaison linéaire (avant d'appliquer la fonction sigmoïde) qui peut être vue comme une simple convolution. Ces caractéristiques sont alors combinées à la couche suivante afin de

détecter des caractéristiques de plus haut niveau. Entre deux phases d'extraction de caractéristiques, le réseau réduit la résolution de la carte des caractéristiques par un moyen de sous-échantillonnage. Cette réduction se justifie à deux titres : diminuer la taille de la couche et apporter de la robustesse par rapport aux faibles distorsions.

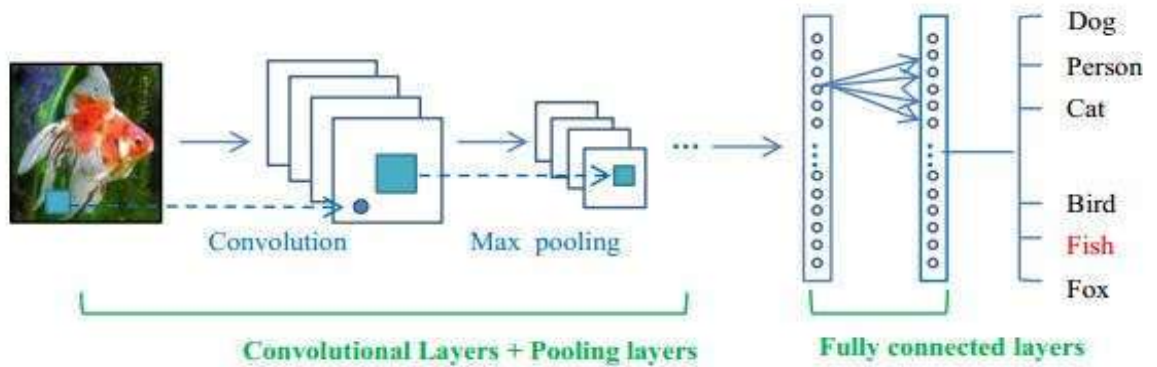


Figure 24: L'architecture d'un réseau de neurone convolutionnels

3.2.1 Couche de convolution : La convolution est une opération mathématique comme l'addition et la multiplication, il est très utiles de simplifier des équations plus complexe, cette opération est largement utilisée dans le traitement du signal numérique. Lorsque on applique la convolution aux le traitement d'image, on convoler (combiner) l'image d'entrée avec une sous-région de cette image (filtre). Le filtre est aussi connu sous le nom du noyau de convolution, il consiste en des poids de cette sous-région. La sortie de cette couche est l'image entrée avec des modifications qui est souvent appelée une carte de caractéristique (feature Map).

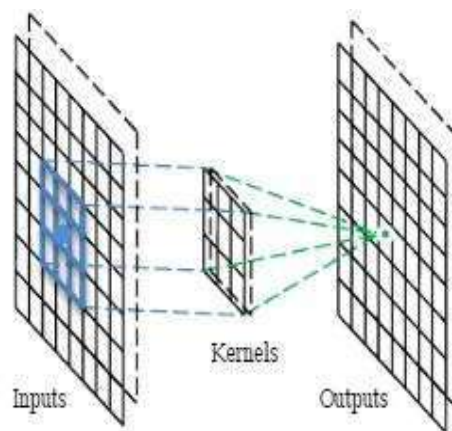


Figure 25: L'opération de convolution

En terme mathématique, Une couche de convolution C_i (couche i du réseau) est paramétrée par son nombre N de cartes de convolution $M_j^i (j \in \{1, \dots, N\})$, la taille des noyaux de convolution $K_x \times K_y$ (souvent carrée), et le schéma de connexion à la couche précédente L^{i-1} . Chaque carte de convolution M_j^i est le résultat d'une somme de convolution des cartes de la couche précédente M_j^{i-1} par son noyau de convolution respectif. Un biais b_j^i est ensuite ajouté et le résultat est passé à une fonction de transfert non-linéaire φ . Dans le cas d'une carte complètement connectée aux cartes de la couche précédente, le résultat est alors calculé par : [31]

$$M_j^i = \varphi(b_j^i + \sum_{n=1}^n M_j^{i-1} K_j^i) \quad [31]$$

3.2.2 Couche de sous-échantillonnage (Pooling) : Dans les architectures classiques de réseaux de neurones convolutionnels, les couches de convolution sont suivies par des couches de sous échantillonnage (couche d'agrégation). Cette dernière réduit la taille des cartes de caractéristique pour but de diminuer la taille de paramètre, et renvoie les valeurs maximales des régions rectangulaires de son entrée. [31]

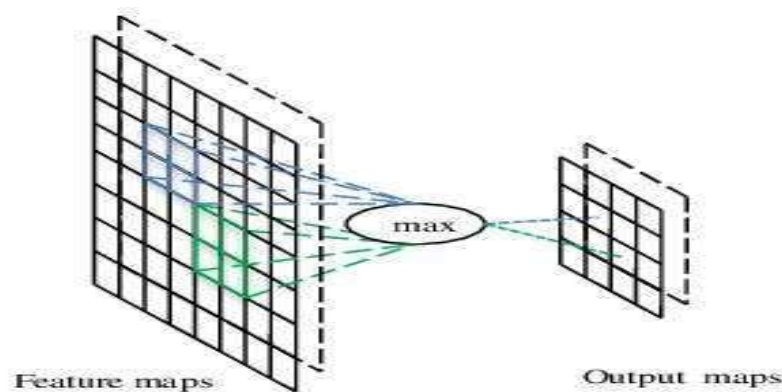


Figure 26: L'opération de sous échantillonnage

3.2.3 Couche entièrement connectée: Les paramètres des couches de convolution et de max agrégation sont choisis de sorte que les cartes d'activation de la dernière couche soient de taille 1, ce qui résulte en un vecteur 1D d'attributs. Des couches classiques complètement connectées composées de neurones sont alors ajoutées au réseau pour réaliser la classification. [31] La dernière couche, dans le cas d'un apprentissage supervisé, contient autant de neurones que de classes désirées. Cette dernière couche contient N neurones

(nombre des classes dans la base), et une fonction d'activation de type sigmoïde est utilisée afin d'obtenir des probabilités d'appartenance à chaque classe. [31]

4. Conclusion :

Les réseaux de neurones (NN) ont réussi à se faire une place de choix dans des domaines tels que le traitement de l'image. Des résultats remarquables ont été obtenus par exemple en détection d'objets et la reconnaissance de forme, L'état de l'art et les possibilités de techniques utilisées en Deep Learning sont conséquents, et représentatifs ce qui nous a motivé pour l'utilisation de cette technique dans ce travail.

Le réseau de neurone convolutionnel est l'un des techniques de deep learning les plus utilisées, puisqu'il intègre les deux étapes de traitement d'image au sein d'une même réseau.

Dans le prochain chapitre nous avons menés plusieurs expériences et testé cette approche, sur certaines bases de données de visage.

Chapitre IV :
Expérimentations,
Résultats et discussions

1. Introduction:

Pour évaluer l'efficacité des méthodes décrites dans le chapitre III, nous avons opté pour une validation sur des bases de données standard « ORL » et « FEI ». Notre travail consiste à concevoir un système biométrique de reconnaissance des personnes par le visage se basant sur un réseau de neurone convolutionnels. Plusieurs étapes sont nécessaires, l'étape d'extraction des caractéristiques est la plus importante car les performances du système en dépendent (résultats et robustesse). Nous évaluerons dans ce chapitre les résultats obtenus sur les bases de données ORL et FEI sous différentes conditions et attributs des méthodes.

2. Les bases de données de visage:

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des Systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles. Toutefois, ces bases de données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance. Nous avons utilisés dans le système de reconnaissance de visage 3 bases :

- Base ORL: contient 40 personne chaque personne possède 10 des images différentes.
- Base FEI: contient 15 personne chaque personne possède 13 des images différentes.
- Notre base: contient 10 personne chaque personne possède 10 des images différentes.

Séparation des bases de données:

Afin de développer une application de reconnaissance de visage, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester les techniques, mais Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps pour effectuer l'apprentissage.

Dans les séries de test que nous avons effectué la base a été divisée de la façon suivante :

- ***Images d'apprentissages :***
 - Les 7 premières images servent pour la phase d'apprentissage pour la Base ORL et notre base.
 - Les 10 premières images servent pour la phase d'apprentissage pour la Base FEI.
- ***Images de tests :*** Les 3 dernier images de chaque individu nous ont servies pour la réalisation des différents tests pour les trois Bases (ORL, FEI et notre base).

Le but est d'évaluer le taux de reconnaissance de différents algorithmes présenté, en suivant un protocole de test basé sur la mesure de taux de reconnaissance

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{\text{Nombre d'images de teste reconnues}}{\text{Nombre totale des images de teste}}$$

Équation 4: Taux de reconnaissance.

3. Système de reconnaissance faciale : principes et expérimentations :

Le problème de la reconnaissance de visages est défini comme une image de visage dont on souhaite déterminer l'identité de la personne correspondante.

La reconnaissance des visages fait partie du domaine de la reconnaissance des formes. Le but de la reconnaissance des formes est de classifier des objets d'intérêt dans un certain nombre de catégories ou de classes. Les objets d'intérêt sont appelés généralement les modèles ou patterns et dans notre cas ils sont des vecteurs de caractéristiques. Les classes ici représentent les différentes personnes. Puisque la procédure de classification dans notre cas sera appliquée sur des vecteurs de caractéristiques. La reconnaissance est le noyau de ce système, et c'est la comparaison du vecteur code du visage en entrant avec ceux de la base de données, et partons du fait que nous voulons modéliser une fonction du cerveau humain et qu'on a un problème de classification, nous avons choisi d'implémenter un RN (Réseau des Neurones) qui est un simulateur du réseau de neurones biologique. Cependant dans la phase de reconnaissance de notre système, nous avons utilisé deux types de réseau de neurones, le premier est un réseau de neurones multicouches MLP (Multi Layer Perceptron), et le deuxième est un réseau de neurones convolutionnels.

3.1 Structure générale du système de reconnaissance de visage :

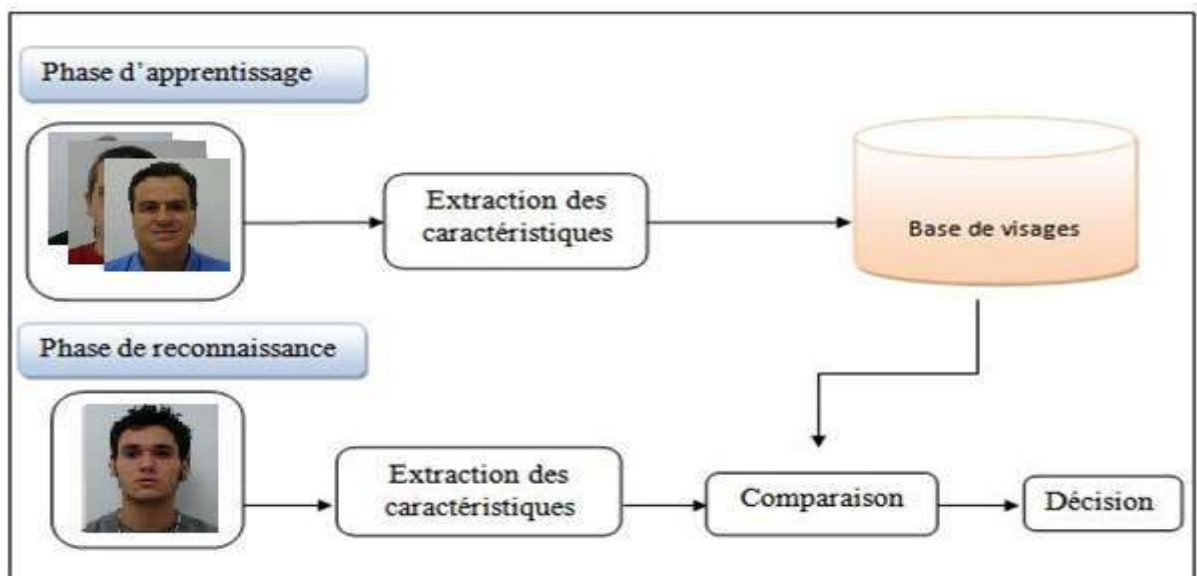


Figure 27: Architecture générale de notre système de reconnaissance de visage.

3.2 Système de reconnaissance faciale basé sur MLP: Expérimentation et résultats

Le réseau MLP utilisé dans la première approche recevra les 960 valeurs réelles qui correspondent aux 960-pixels c-à-dire la taille de l'image d'entrer est 32 x 30. Il sera alors exigé pour reconnaître la personne de répondre en activant un seul neurone parmi les N-éléments de la couche de sortie ou le vecteur de sortie. Chaque élément des N-éléments du vecteur de sortie représente une seule classe. Pour que le réseau fonctionne correctement, il devrait forcer la valeur par 1 du neurone qui correspond à la personne présentée au réseau, toutes les autres valeurs des neurones dans le vecteur de sortie devraient être égales à 0.

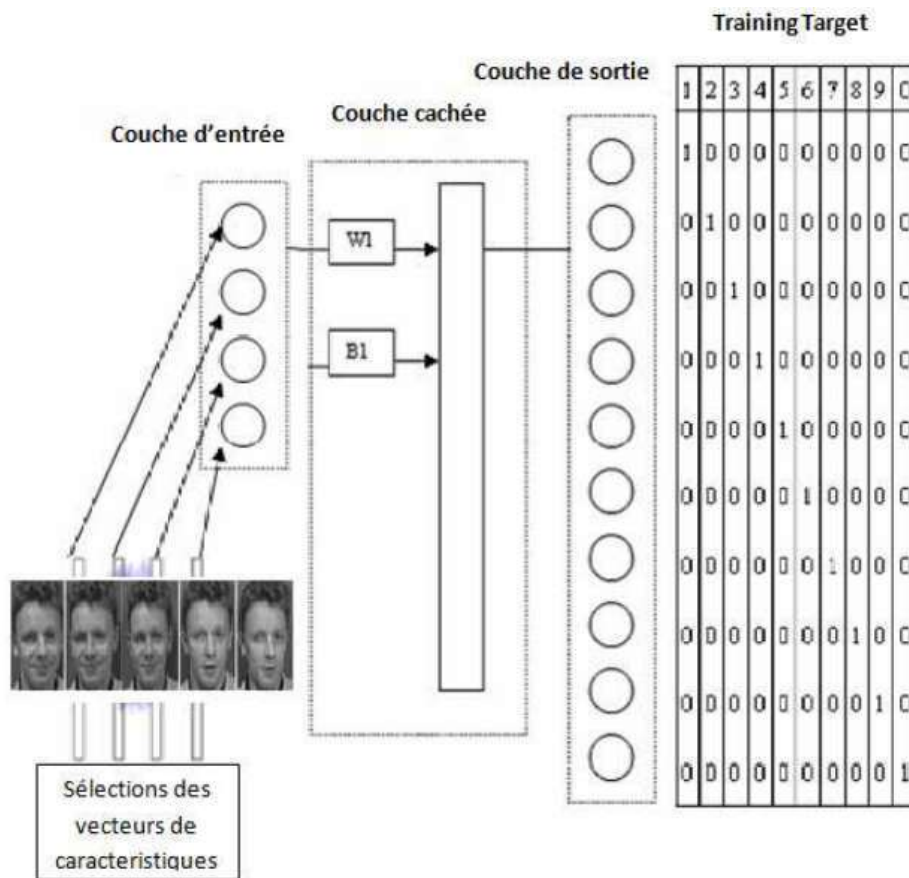


Figure 28: Processus de reconnaissance du visage par réseaux de neurones.

Apprentissage du réseau de neurones : Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence ou les performances de généralisation. Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs de références.

La technique de validation, qui sera précisée par la suite, permet un arrêt adéquat de l'apprentissage pour obtenir de bonnes performances de généralisation. Certains algorithmes

d'apprentissage se chargent de la détermination des paramètres architecturaux du réseau de neurones. Le modèle RNA implémenté dispose de 960 neurones en entrée correspondant à la taille des images de visages utilisés. Différentes architectures sont testées pour déterminer le nombre adéquat de couches et de neurones cachés.

Validation :

Après apprentissage, il est nécessaire de le tester sur une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage. Ce test permet à la fois d'apprécier les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui pose problème.

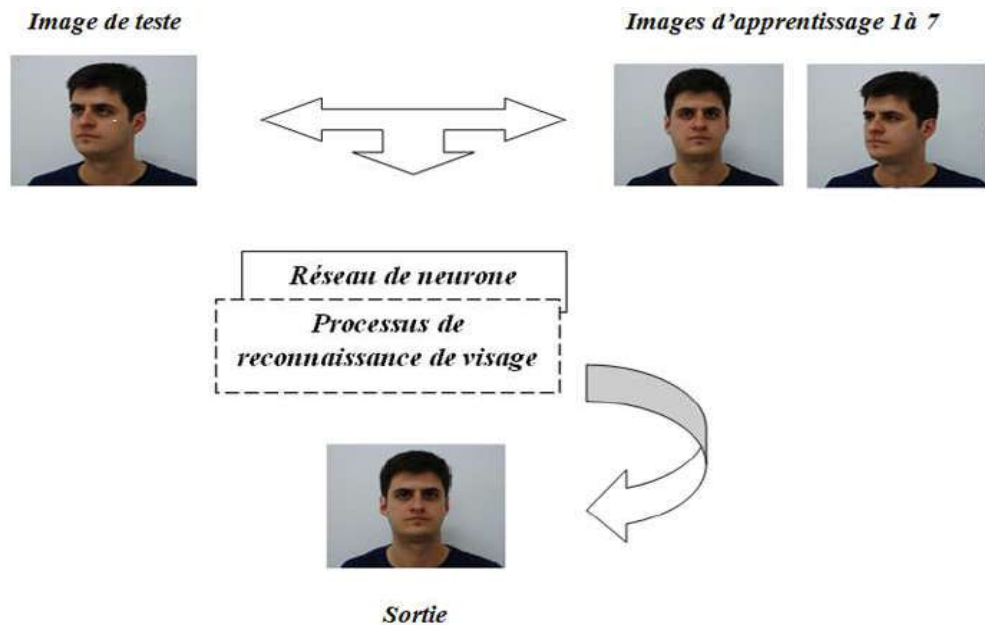


Figure 29: visages d'entrée et de sortie aux réseaux de neurones.

Si les performances ne sont pas satisfaisantes, Il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier les paramètres du réseau en ce qui concerne la fonction d'activation, fonction d'apprentissage ou la base d'apprentissage.

❖ L'expérience suivante consiste à prendre différents algorithmes d'apprentissage, Pour cela les algorithmes d'apprentissage (*Gradient Descent, Scaled conjugate gradient, Powell-Beale Restarts et Gradient descent with momentum*) sont tous utilisés sur une base d'entraînement de 102 vecteurs.

<i>Algorithme d'apprentissage</i>	<i>Taux de reconnaissance (%)</i>
<i>Trainidx</i> (GD with adaptive and with momentum)	80%
<i>Traingdm</i> (Gradient descent with momentum)	72%
<i>Trainscg</i> (Scaled Conjugate Gradient)	75%
<i>Traincgb</i> (Powell-Beale Restarts)	76%

Tableau 1: Résultats des taux d'identification des différents algorithmes d'apprentissage.

A partir des résultats du Tableau 1 : afin de vérifier la capacité d'apprentissage du réseau. Le réseau à trois couches utilisant l'algorithme de «GD with adaptive and with momentum» reste le mieux placé en réalisant un taux de reconnaissance de 80%, nous constatons que l'algorithme d'apprentissage (*trainidx*) réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes.

- ❖ Afin de voir l'influence du nombre d'exemples d'apprentissage par personne sur les performances de la reconnaissance. on a varié le nombre de visages d'apprentissage, en utilisant les trois dernières images pour le test et on choisi les n premières images de chaque personne de la base orl ($n \leq 7$) pour l'apprentissage.

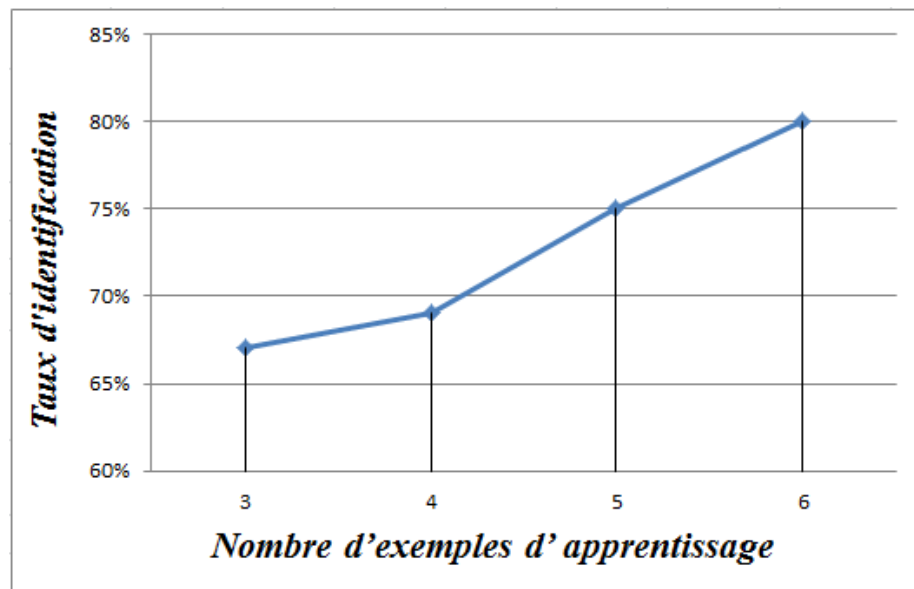


Figure 30: taux d'identification en fonction du nombre d'exemple d'apprentissage par personne

Au cours de cette dernière expérience, on a fait varier la quantité d'exemples prise de 10 personnes de la base orl, avec une évaluation du taux de réussite prise toujours par rapport à

un corpus de taille (102 exemples). Durant cette expérience, on remarque que le taux d'identification baisse avec la diminution du nombre d'exemples d'apprentissage pour chaque personne, ce qui prouve que le nombre d'exemple affecte les performances du système.

3.3 *Système de reconnaissance faciale basé sur CNN: Expérimentation et résultats*

La méthode de CNN (Convolution neural network) est constituée d'une ou plusieurs couches de convolution avec une étape de sous-échantillonnage (pooling) puis suivies d'une ou plusieurs couches complètement connectées. Ceci est obtenu avec les connexions locales et les poids liés.

Dans notre système de reconnaissance, nous avons utilisées **5 couches** pour faire l'extraction des caractéristiques est défini comme suite:

- **Couche d'entrer:** une image de taille 28*28.
- **Première couche de convolution:** Nombre de noyau de convolution (filtres) est 6 de Taille de 5*5; le résultat est un ensemble des cartes de convolutive de Taille 24*24;
- **Couche de sous-échantillonnage:** nombre de cartes: 6; Taille de noyaux:2*2; Taille des cartes: 12*12;
- **Deuxième couche de convolution:** Nombre de noyau de convolution (filtres) est 6 de Taille de 5*5; le résultat est un ensemble des cartes de convolutive de Taille 8*8;
- **Couche de sous-échantillonnage:** nombre de cartes: 6; Taille de noyaux:2*2; Taille des cartes: 4*4;

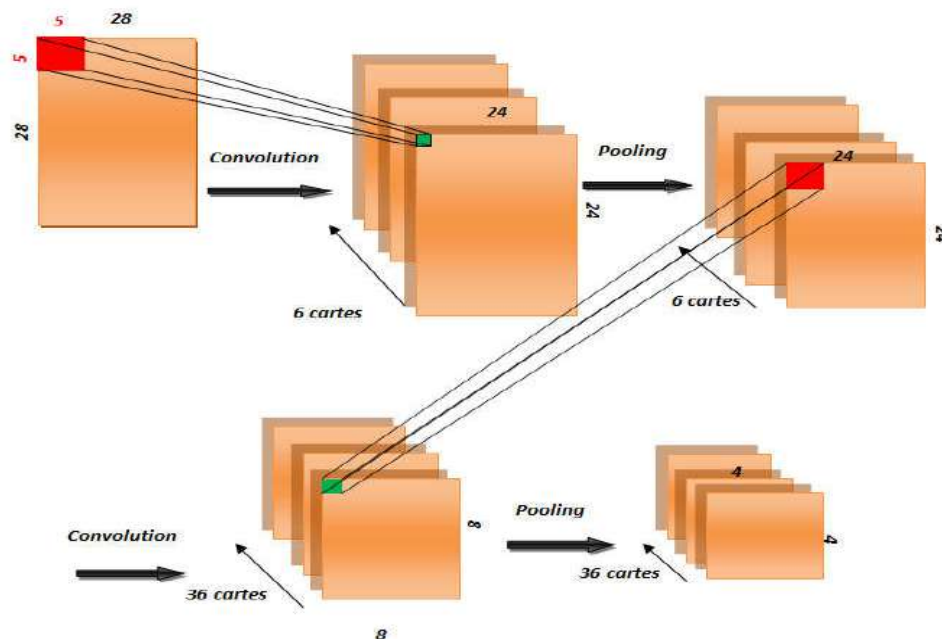


Figure 31: phase d'extraction par CNN.

Après l'extraction, nous avons fait la classification pour classer l'image. Et les sorties de cette phase est une dernière couche comportant un neurone par classe (chaque neurone représente une classe de personne).

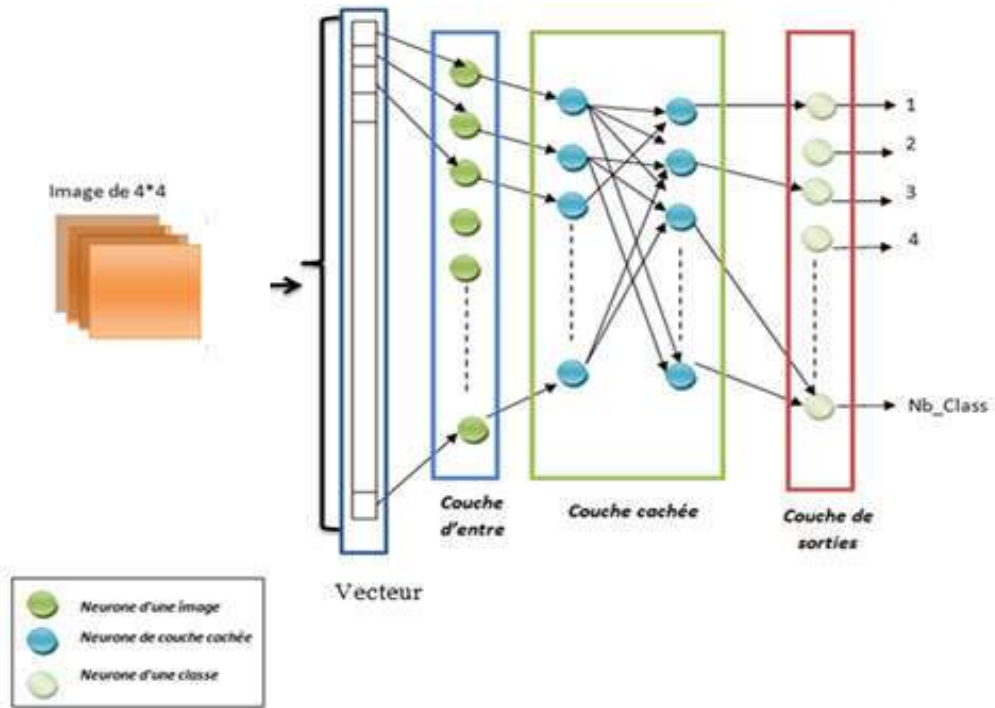


Figure 32: phase de classification par CNN.

- ❖ La première expérience illustre l'influence du nombre des filtres nécessaire pour crée les cartes de convolution adéquat. dans l'expérimentation, on a fait cette expérience sur une base contient 280 vecteurs.

	<i>Première couche de convolution</i>	<i>Deuxième couches de convolution</i>	<i>Taux de reconnaissance</i>
<i>Nombre des filtres</i>	6	6	97.5%
	6	12	95.83%
	12	6	87.5%

Tableau 2: Tableaux de taux de reconnaissance par défferente nombre de filtre.

Au cours de cette expérience et à partir les résultats du Tableau 2 : dans la phase d'extraction des caractéristiques, le taux de reconnaissance est mieux si le nombre des filtres dans la première couche de convolution inferieur ou égale le nombre des filtres dans la deuxième couche de convolution. Dans le cas extrême, si seulement 6 filtres en premier couche et 12 ou

6 filtres en deuxième couche le taux de reconnaissance atteint 95% et 97% pour 280 vecteurs.

- ❖ Dans la deuxième expérience, chaque fois nous avons augmenté au nombre d'époque d'apprentissage jusqu'à le taux de reconnaissance fixé avec un nombre d'exemple d'apprentissage supérieur que les nombre des visages dans la base de teste.

<i>Nombre d'époque</i>	<i>Nombre des visages connus</i>	<i>Taux de Reconnaissance</i>
50	3	2.5%
100	103	85.83%
200	118	98.33%
300	117	97%
400	118	98.33%
500	118	98.33%

Tableau 3: *Taux de reconnaissance par apport de nombre d'époques.*

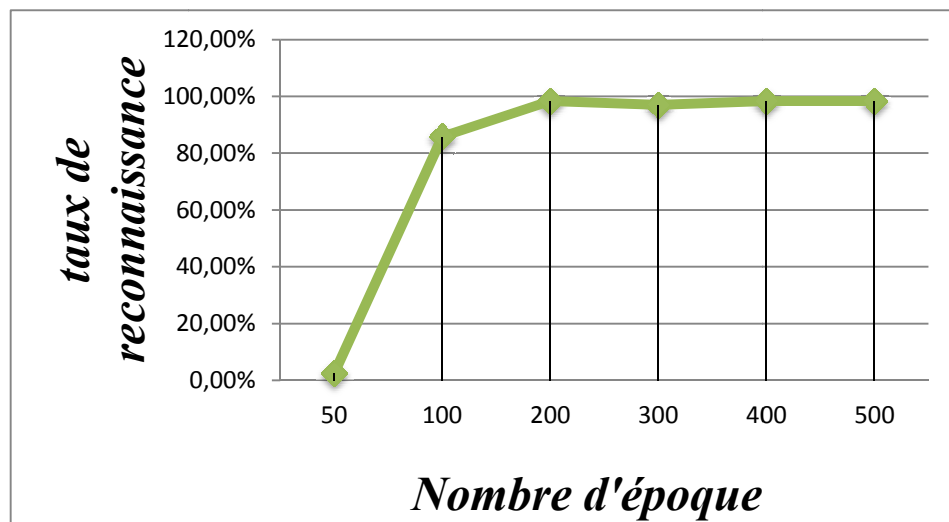


Figure 33: *Taux de reconnaissance par apport de nombre d'époques.*

Depuis la Figure 33 on remarque que la performance de la méthode de CNN baisse avec la diminution du nombre d'époque d'apprentissage. Dans le cas extrême, si seulement sept

exemples d'apprentissage par personne est utilisé avec 50 époques, le taux d'identification moyen de CNN tombe en dessous de 2.50% pour 280 vecteurs, Par contre ce taux atteint 98% quand on utilise 500 époques par personne.

3.4 Discussion:

Le CNN (neural network convolution) est un réseau qui a eu plus de succès dans le domaine de la reconnaissance, il joue deux rôles principaux dans le traitement d'image

- Le rôle d'extracteur des caractéristiques par l'opération de convolution qui traite les données et par le sous-échantillonnage qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image.
- Et le rôle de classificateur qui contient plusieurs couches pour classifier les images par des catégories.

Les réseaux de neurones convolutifs sont basés sur le perceptron multicouche (MLP). Bien qu'efficaces pour le traitement d'images, les MLP ont beaucoup de mal à gérer des images de grande taille, ce qui est dû à la croissance exponentielle du nombre de connexions avec la taille de l'image.

Les réseaux de neurones à convolution permettent d'obtenir une meilleure généralisation (en termes d'apprentissage) sur des problèmes de reconnaissance de forme. Le partage de poids permet aussi de réduire considérablement le nombre de paramètres libres à apprendre, et ainsi les besoins en mémoire pour le fonctionnement du réseau.

Le CNN obtient de meilleurs résultats que le MLP avec l'ensemble des bases de données utilisés, car l'étape d'extraction de caractéristiques et de classification sont faites en même réseau. Avec le MLP ces deux tâches sont totalement dissociées.

4. Principe du système de reconnaissance développé :

On peut définir notre système et son rôle en deux parties :

- **Mode vérification.**
- **Mode identification.**

4.1 Mode vérification:

Ce mode consiste à comparer une image à une autre stocké dans la base de données.

- Importer une image de la base de test.
- Importer une l'image de la base de données.
- Effectuer une reconnaissance.

4.2 Mode identification:

Dans cette phase on compare une image avec toutes les images de la base de données d'apprentissage.

- Importer une image de la base de test.
- Comparer cette image avec ceux stockés dans la base de données.

5. Présentation de système:

On présente dans cette section les différents aspects de notre système de reconnaissance.

5.1 Interface de Présentation du projet:

C'est une interface destinée aux utilisateurs, elle est simple et permet d'illustrer les principaux processus du système de reconnaissance. Ces opérations sont effectuées sur les bases de données (ORL, FEI et notre base de données) décrites dans ce chapitre.



Figure 34: Interface graphique de notre application.

La première interface contient deux boutons:

- ✓ **'Lancer'** : pour démarrer le programme.
- ✓ **'Fermer'** : pour quitter le programme.

Pour lancer le programme on clique sur le bouton **'Lancer'** :

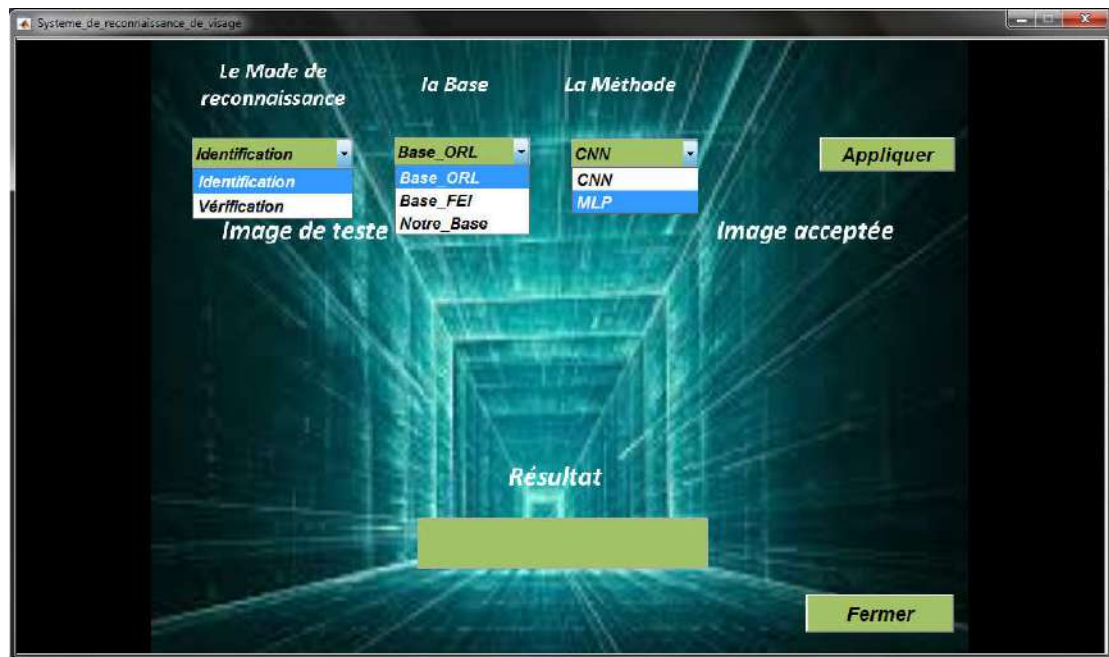


Figure 35: L'interface graphique de reconnaissance faciale.

5.2 Interface de teste:

La 2ème interface est construite en trois menus :

1. Premier menu pour choisir le mode de reconnaissance (Identification ou Vérification).
2. Deuxième menu pour choisir la Base (ORL ou FEI ou bien notre base).
3. Et la troisième menu pour choisir la méthode de reconnaissance (CNN ou MLP).

5.3 Mode identification:

5.3.1 Mode identification par méthode de CNN:

Si le choix sur le mode d'identification avec la méthode de CNN pour les trois bases

Donc: on sélectionne le bouton appliquer pour entrer l'image de test.

✓ **Test sur la base ORL :**



Figure 36: le choix d'image test.

Dans ce cas le programme est lire et comparer avec les images d'apprentissage.



Figure 37: Résultat de teste.

Expérimentations:

Après l'exécution:

<i>Les bases de données</i>	<i>nombre d'image reconnue</i>	<i>nombre d'image inconnue</i>	<i>nombre total d'image de test</i>	<i>Taux de reconnaissance</i>
ORL	118	2	120	98.33%
FEI	41	4	45	91.11%
Notre base	24	6	30	80%

Tableau 4: Taux d'identification par CNN.

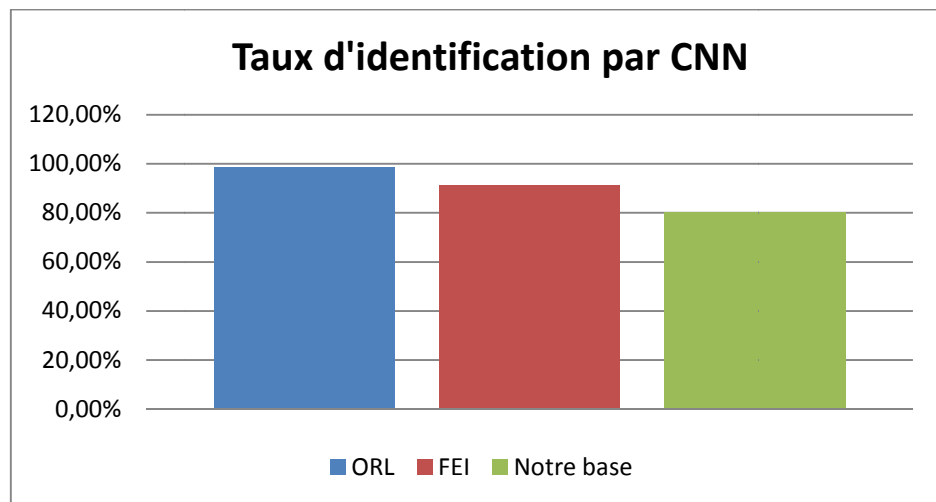


Figure 38: le taux d'identification par CNN.

5.3.2 Mode identification par méthode MLP:

Si le choix sur le mode d'identification avec la méthode de CNN pour les trois bases

Donc: on sélectionne le bouton appliquer pour entrer l'image de test.

Test sur la base FEI:



Figure 39: Le choix d'image de test.

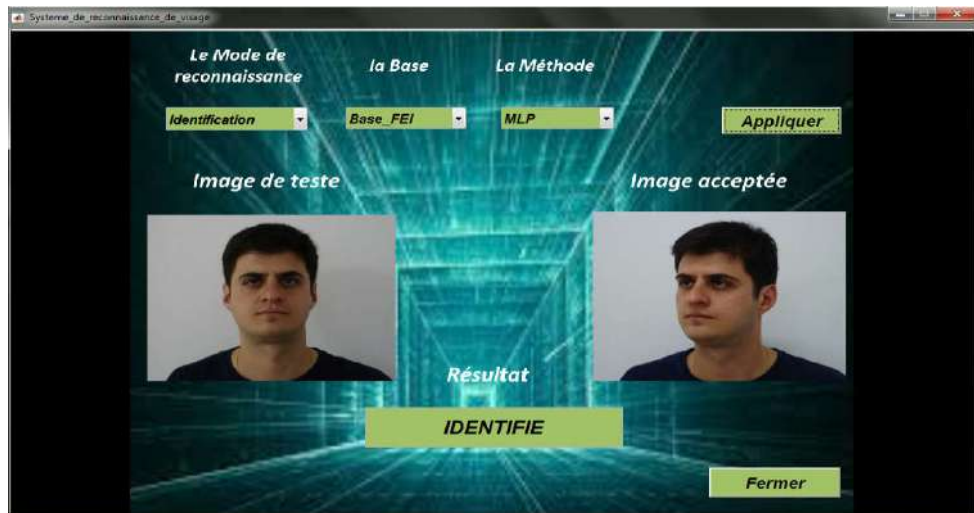


Figure 40: Résultat de teste.

Expérimentations:

Après l'exécution:

<i>Les bases de données</i>	<i>nombre d'image reconnue</i>	<i>nombre d'image inconnue</i>	<i>nombre total d'image de test</i>	<i>Taux de reconnaissance</i>
ORL	94	26	120	78.33%
FEI	29	16	45	64.44%
Notre base	18	12	30	60%

Tableau 5: Taux d'identification par MLP.

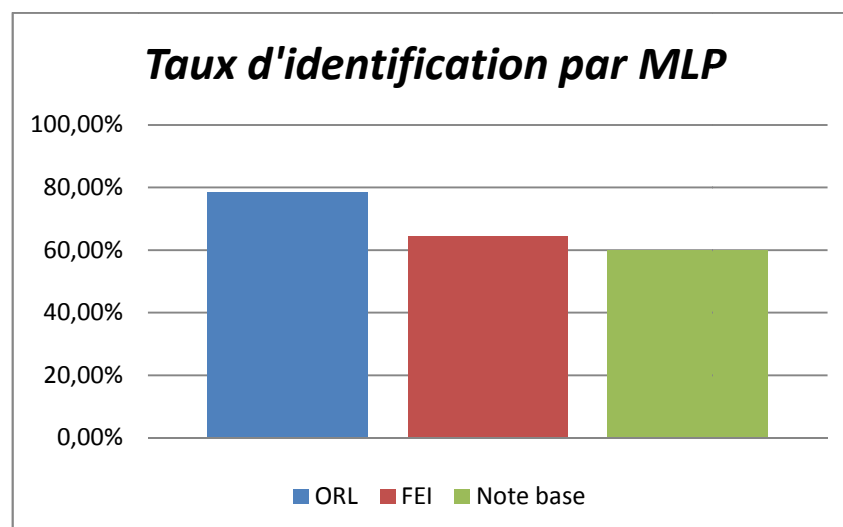


Figure 41: Le taux d'identification par MLP.

5.4 Mode Vérification:

5.4.1 Par méthode de CNN:

Comme nous avons dits dans ce chapitre le mode de vérification qui consiste à comparer une image à une autre stocké dans la base de donnés.

On sélectionne le bouton appliquer pour importer les deux images ; la première image de personne vérifié. Et la deuxième image pour le teste. Après ça on exécute la reconnaissance.

Un exemple sur la base FEI:



Figure 42: Le choix de l'image vérifie.



Figure 43: Le choix de d'image de test.



Figure 44: Résultat de teste.

Expérimentations:

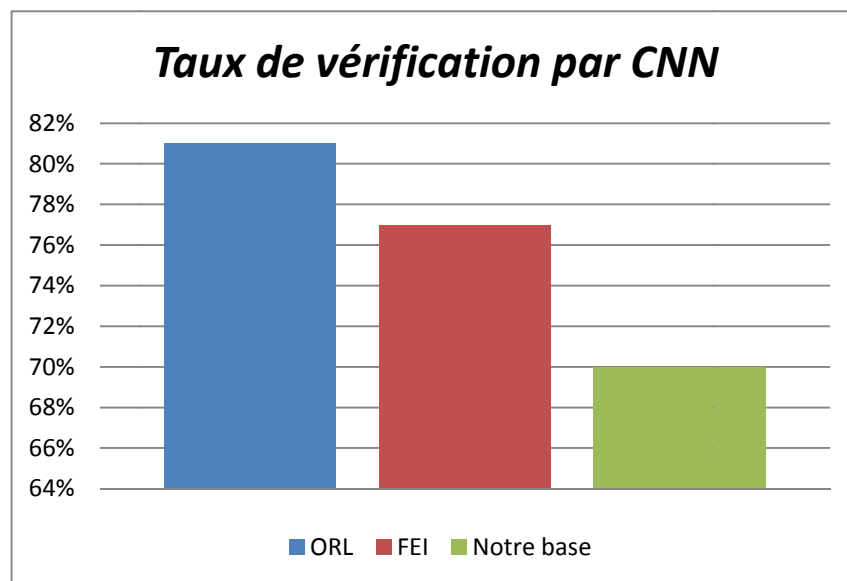


Tableau 6: Taux de vérification de visage par CNN.

6 La performance en termes de temps de calcul :

Pour évaluer les performances en terme applicatif de notre approche, nous avons déterminé le temps de calcul nécessaires durant les phases d'apprentissage. Les simulations ont été réalisées sur un ordinateur équipé d'un processeur 1.8GHz et 4GO de mémoire vive, en traitent des images de tailles 92*112(ORL) et des images de taille 640*480(FEI).

<i>Méthodes</i>	<i>Temps d'exécution</i>	
	<i>Phase d'apprentissage Base ORL</i>	<i>Phase d'apprentissage Base FEI</i>
<i>CNN</i>	<i>15min 25s</i>	<i>7min</i>
<i>MLP</i>	<i>1h 28min 27s</i>	<i>1h 35min 28s</i>

Tableau 7: Temps nécessaires au calculs des phases d'apprentissage.

Le tableau 7 indique les temps de calcul nécessaires pour la phase d'apprentissage, On constate que la méthode basée sur MLP nécessite un temps d'apprentissage supplémentaire par rapport à l'approche de CNN. Il faut rappeler que le temps de calcul nécessaire dans la phase d'apprentissage est rarement critique dans les applications de reconnaissance de visages.

7 Evaluation de performance de système :

Lors de phase de décision, le système de reconnaissance associe à l'image à l'identifier qu'elle soit d'une personne connue ou inconnu. D'où la nécessité d'utiliser un seuil de décision pour permettre l'accès seulement aux personnes connus du système.

La méthode de reconnaissance optimal est celle qui n'accepte pas les personnes inconnus et ne rejette pas des personnes connus, c'est-à-dire taux de fausse acceptation FAR= taux de fausse rejet FRR. En réalité on ne peut pas avoir ceci, c'est pour cela qu'on cherche un seuil qui garantit à la fois un faible FAR et faible FRR.

On peut trouver le seuil optimum, on calcul les FAR et FRR pour différentes valeurs du seuil (les valeurs de seuil doit être entre 0 et 1).

Pour le teste, on a utilisés une base de données FEI, ont pris 100 images pour l'apprentissage, et 30 pour le teste, aussi 15 images d'inconnus.

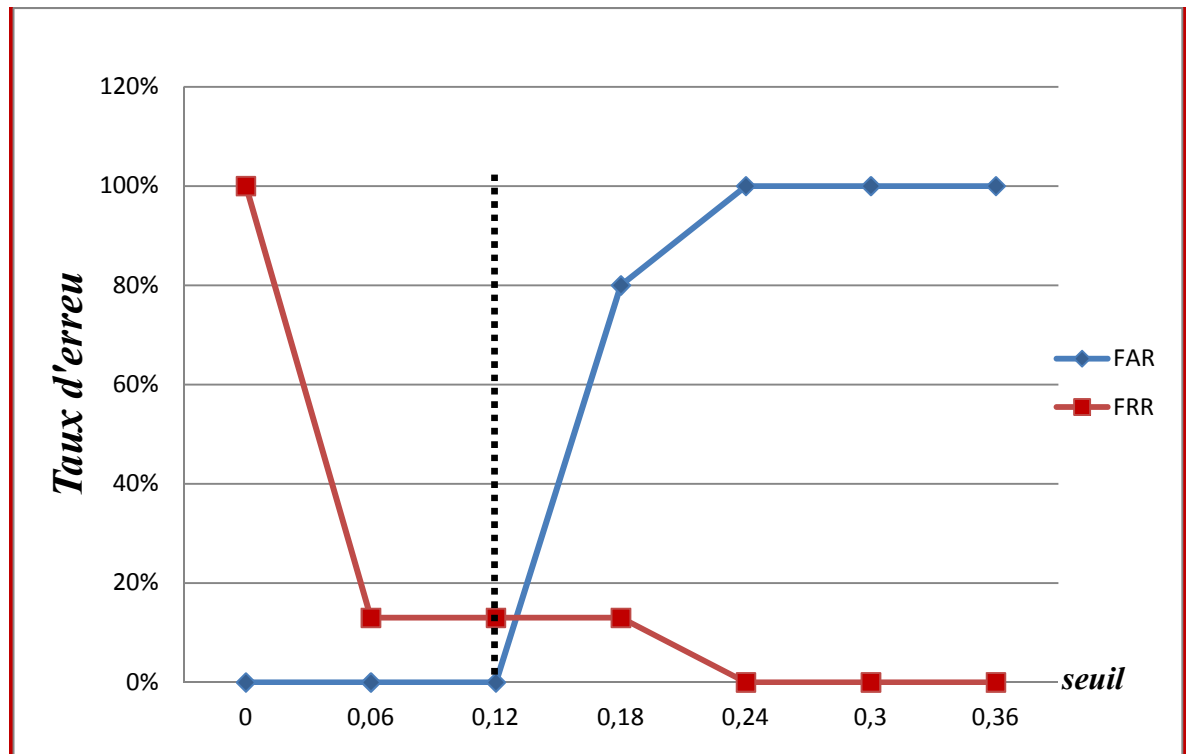


Figure 45: Le taux FR et FA en fonction de seuil par le CNN.

Le choix du seuil de décision est important car il influe directement sur les performances du système. Si un seuil trop petit entraîne l'apparition d'un grand nombre de faux rejets, tandis qu'un seuil trop grand engendre un taux important de fausses acceptations. La statistique pour mesurer la performance d'un système dans le contexte de la vérification est de calculer le point d'équivalence des erreurs (EER-Equal Error Rate). Le EER ou taux d'exactitude croisée, est déterminé par le point d'intersection entre la courbe du taux de FA et la courbe du taux de FR.

A partir de la Figure 45: le bon choix de seuil qui nous avons prendre pour le teste de vérification pour le système de reconnaissance de visage par méthode de CNN est 0.12, parce que le but essentiel de notre système de reconnaissance facial est donnée une décision avec le minimum d'égale erreur. Donc si on à prendre un seuil 0.13 le taux d'erreur de FRR= le taux d'erreur de FRR pour un seuil 0.12, et le taux d'erreur de FAR de seuil 0.13 > le taux d'erreur de FAR de seuil 0.12.

8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une application de reconnaissance faciale basée sur les réseaux de neurones de types CNN et MLP, on a présenté aussi les différents résultats obtenus pour chaque algorithme. Notre système de reconnaissance de visages est appliqué sur trois bases de données de visages ORL, FEI et notre base. Pour conclure, les expérimentations ont montré que la méthode de reconnaissance faciale par le réseau convolutionnels CNN est la plus efficace que le MLP.

Conclusion générale

La biométrie est un domaine à la fois Intéressant et complexe. Elle tente, par des outils mathématiques souvent très évolués, de faire la distinction entre des individus, nous obligeant à travailler dans un contexte de très grande diversité. Cette diversité se retrouve également dans le nombre considérable d'algorithmes qui ont été proposés en reconnaissance faciale.

Notre travail est basé sur le problème de la reconnaissance faciale, qui consiste à la mise au point d'un système robuste destiné à reconnaître un individu par son visage en utilisant la technique de réseau de neurone convolutionnels.

Cette étude est divisée en quatre chapitres; le premier chapitre constitue les notions de base de système biométriques. Une analyse des différentes techniques de la reconnaissance développées au cours de ces dernières années a été présentée dans le deuxième chapitre, et cela pour mettre en évidence les particularités ainsi que les avantages et les inconvénients de chacune d'entre elles. La plupart de ces techniques passe par des différentes étapes (étape d'extraction des caractéristiques et autre pour la classification) et parfois nécessite une étape de prétraitement, ce qui rend le système de reconnaissance complexe et augmente le temps d'apprentissage. Pour ces raisons nous avons optés pour l'utilisation des réseaux du neurone convolutionnel ils combinent les deux étapes d'extraction et classification. Nous présentons dans le troisième chapitre les notions de base de réseau de neurones artificiels et le principe de fonctionnement de ce réseau. Dans le quatrième chapitre on a discuté les résultats obtenus par l'application des réseaux de convolutionnels sur la base de données ORL et FEI en les comparant avec ceux obtenus en appliquant le perceptron multi couche (MLP). Le résultat obtenu illustre l'efficacité du CNN à la reconnaissance de visage.

Si la biométrie est un enjeu important au niveau économique, la recherche, en particulier dans le domaine de la reconnaissance des visages offre encore un champ d'investigations très ouvert pour les futures travaux.

En guise de perspectives, dans un premier temps une extension de ce travail peut être envisagée par l'étude et la réalisation d'un système biométrique de détection et de reconnaissance avec des performances assez hautes.

Bibliographie :

- [1] A. Mellakh, «Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur,» Thèse de doctorat ,Université d'Evry-Val d'Essonne, France, 2011.
- [2] A. Padole et A. Borkute, «Biometrics,» *International Journal of Scientific and Engineering Research*, p. 325, 2013.
- [3] A. K.jainl, A. Ross et S. Prabhakar, «An Introduction to Biometric Recognition,» *IEEE transactions on circuits and systems for video technology*, vol. 14, p. 4, 2004.
- [4] P. Florent et J.-L. DUGELAY, «Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo,» *Revue Traitement du Signal*, vol. 19, 2002.
- [5] H. Ouamane, «Identification de reconnaissance faciale avec des expressions,» Mémoire de master,Université de mohamed kheider, Biskra, 2012.
- [6] T. Kanade, «Picture Processing by Computer Complex and Recognition of Human Faces,» these de doctorat université Kyoto , 1973.
- [7] S. G. ABABSA, «Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D,» Université d'evry val d'essonne, France, 2008.
- [8] M. Turk et A. Pentland, «Eigenfaces for recognition,» *Journal de Cognitive Neuroscience*, vol. 3, pp. 71-86, 1991.
- [9] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi et J.-y. Yang, «Two-Dimensional PCA : A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition,» *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, pp. 131-137, 2004.
- [10] M. Benkiniouar et M. Benmohamed, «Méthodes d'identification et de reconnaissance de visages en temps réel basées sur AdaBoost,» *Article* , pp. 2-3, 2005.
- [11] S. boudjellal, «détection et identification de personne par méthode biométrique,» *mémoire de magister,Université de moluoud mammeri,Tizi-Ouzzou*.
- [12] N. MORIZET, T. EA, F. ROSSANT, F. AMIEL et A. Amara, «Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie,» Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP),Paris, 2006.
- [13] C. Touzet, «Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme,» *cours, exercices et travaux pratiques, Collection de l'EERIE*, 1992.
- [14] W. Zhao, R. Chellappa et P. J.Phillips, «ACM Computing Surveys,» vol. 35, pp. 399-458, 2003.

- [15] C. Rouabhia et H. Tebbikh, «Mesure de similarité pondérée dans l'espace 2D: Application à la reconnaissance de visages.,» *Conference paper published ARIA*, 2010.
- [16] A. BETTAHAR et F. SABER, «Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage,» *Mémoire Master, Université kasdi merbah ouargla*, 2014.
- [17] A. HAJRAOUI, «Contribution à la reconnaissance de visages humains,» *these de Doctorat, Université sultan moulay slimane, Marocco*, 2015.
- [18] A. Chaari, «Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée,» *These de doctorat, Université d'Evry-Val d'Essonne, France*, 2009.
- [19] E. M. Olasagasti, «Application des reseaux de neurones a l'identification d'un axe de machine-outil,» *These de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble -INPG*, 2002.
- [20] M. BOUZENITA, «Conception et implémentation d'un système expert hybrid pour le diagnostic système industriel,» *Memoire de magister, université El-Hadj Lakhdar, BATNA*, 2012.
- [21] A. E. DJOKHRAB, «Planification et Optimisation de Trajectoire d'un Robot Manipulateur à 6 D. D. L. par des Techniques Neuro-Floues,» *Mémoire Magistère, Université mohamed khider de biskra*, 2015.
- [22] S. DIB, *Identification des individus par les techniques multimodals : application sur les images du visage*, These de magister, Université de Mohamad Boudiaf, Oran, 2015.
- [23] N. BENAHMED, «optimisation de réseaux de neurones pour la reconnaissance de chiffres manuscrits isolés : sélection et pondération des primitives par algorithmes génétiques,» Université du Québec, Montréal, 2002.
- [24] M. LEMMOUCHI, «Identification des Visages Humains par réseaux de neurones,» These de magister, Université de Batna 2, 2013.
- [25] M. NOURESSADAT, «Etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels : une approche dans l'espace d'état,» *These de magister, Université de Setif*, 2009.
- [26] [En ligne]. Available: <https://fr.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>. [Accès le 03 05 2017].
- [27] [En ligne]. Available: <https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>. [Accès le 2017 05 03].
- [28] P. Beraud, «Microsoft Developer,» Microsoft, 28 04 2016. [En ligne]. Available: <https://blogs.msdn.microsoft.com/mlfrance/2016/04/28/une-premiere-introduction-au-deep-learning/>. [Accès le 06 05 2017].

- [29] L. Arnaold, H. Paugam-Moisy et M. sebag, «optimisation de la topologie pour les réseaux de neurones profonds,» chez *17e congrès francophone AFRIF-AFIA reconnaissance de forme et intelligence artificiel*, Caen, France, 2010.
- [30] S. NECIB, «Fusion de face 3D couleur, profondeur et profil pour srv3D,» mémoire de master, Université de Mohamed khaidar, Biskra, 2013.
- [31] P. Buysens et A. Elmoataz, «Réseaux de neurones convolutionnels multi-échelle pour la classification cellulaire,» RFIA 2016, Clermont-Ferrand, France, Jun 2016.
- [32] M. Baccouche, «Apprentissage neuronal de caractéristiques spatio-temporelles pour la classification automatique de séquences vidéo,» These de doctorat, INSA de Lyon, France, 2013.
- [33] [En ligne]. Available: http://www.geocities.ws/himoury/Ing_Mem/Chapitre_1.htm.
- [34] La base de visage FEI, [En ligne]. Available: <http://fei.edu.br/~cet/facedatabase.html>.
- [35] «DeepLearnToolbox,» La bibliothèque de deep learning , [En ligne]. Available: <https://github.com/rasmusbergpalm/DeepLearnToolbox>.

Résumé

Le travail proposé dans ce travail étudié la reconnaissance de l'identité employant des images faciales. Deux techniques de reconnaissance ont été testées sur des bases de données de visage ORL, FEI et notre base de données.

La première approche basée sur des réseaux de neurones convolutionnels. Basée sur plusieurs réseaux profonds convolutionnels, l'architecture proposée a pour but d'éviter l'étape classique d'extraction manuelle de caractéristiques, en procédant à l'extraction de caractéristiques et à la classification en une fois au sein d'un même réseau de neurones. L'approche proposée fournit de meilleurs résultats de classification que les méthodes usuelles. Dans la deuxième approche, nous avons utilisé le perceptron multi couche pour la classification, en traitant l'image directement et sans une étape d'extraction des caractéristiques.

Durant les tests, ces méthodes produisent des résultats acceptables, nous avons constaté que le MLP n'atteint pas une précision suffisante ainsi qu'il nécessite une très longue période d'entraînement. Les résultats du CNN que nous avons obtenus sont très encourageants.

Mot clés : Apprentissage profonds, réseau de neurone convolutionnel, RNA, PMC.

Abstract

The work proposed here studied the recognition of identity using facial images. Two recognition techniques have been tested on ORL, FEI and our database.

The first approach is based on convolutional neural networks. Based on several convolutional deep networks, the proposed architecture avoids the classic step of manually extracting characteristics by extracting characteristics and classifying them all at once within the same neural network. The proposed approach provides better classification results than the usual methods. In the second approach, we used the multi-layer perceptron for classification, processing the image directly and without a character extraction step.

During the tests, these methods produced acceptable results, we found that the MLP did not achieve sufficient accuracy and therefore required a very long training period. The results of the CNN we have obtained are very encouraging.

Key Words: Deep learning, convolutional network, ANN, MLP.

المخلص:

العمل المقترح في هذه المذكرة يدرس التعرف على الأشخاص بواسطة الوجوه. قمنا بتجريب تقنيتين مختلفتين على قاعدتي بيانات عالمية بالإضافة الى قاعدة البيانات الخاصة بنا. التقنية الأولى تعتمد على الشبكات العصبية الالتفافية التي تستند على عدة شبكات التفافية عميقة، البنية المقترحة تتجنب خطوة الاستخراج اليدوي للميزات عن طريق استخراجها وتصنيفها في نفس الشبكة العصبونية، التقنية المستعملة أظهرت نتائج حسنة بالمقارنة مع التقنيات التقليدية. أما في التقنية الثانية، استعملنا تقنية برسبترون متعددة الطبقات في التصنيف بمعالجة الصور مباشرة دون خطوة استخراج الميزات. أثناء التجربة، التقنيتين قدمتا نتائج مقبولة لاحظنا ان تقنية برسبترون متعددة الطبقات لا تحقق الدقة الكافية و تتطلب أيضا فترة تدريب طويلة، كما ان نتائج الشبكة العصبية الالتفافية التي تحصلنا عليها جد مشجعة.

كلمات مفتاحية: التعلم العميق، شبكة عصبية التفافية، شبكة عصبية، شبكة عصبية متعددة الطبقات.