



Université Mohamed Khider de Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de génie électrique

# MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies  
Télécommunication  
Réseaux et Télécommunication

Réf. :

---

Présenté et soutenu par :  
**Noureddine Ali**

Le : samedi 23 juin 2018

## Verification faciale de la parenté par un réseau de neurone à convolution

---

### Jury :

Mme. Toumi Abida	MCA	Université de Biskra	Président
M. OUAMANE Abdelmalik	MCA	Université de Biskra	Encadreur
Mme. Fedias Meriem	MCB	Université de Biskra	Examineur

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail à :*

*A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,*

*A mes chères sœurs, pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,*

*A mes chers frères, pour leur appui et leur encouragement,*

*A toute ma famille, et mes amis,  
Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible,*

*Je vous dis merci.*

# REMERCIEMENTS

*Je remercie en premier ALLAH le tout puissant de nous avoir accordé La volonté et le courage pour réaliser notre mémoire.*

*Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à mon encadreur **Dr.Ouamane Abdelmalik**, pour son encadrement, sa grande disponibilité, sa confiance et pour le soutien qu'il a su m'accorder durant toute cette année. Ses compétences scientifiques ont toujours été sources d'enrichissement me permettant de mener à bien ce travail. Merci pour tous vos conseils et votre patience.*

*Je remercie également les membres du Jury qui me font l'honneur d'accepter de juger mon travail.*

*Je remercie tous les enseignants et les étudiants de spécialité « réseaux et télécommunications».*

*Je voudrais aussi présenter mes remerciements à ma famille, à mes amis et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce modeste travail.*

## Liste des tableaux

---

<b>Tableau 1.1:</b> Résumé des methodes de verification de parenté : Precisions de la verification est présenté en %.....	<b>10</b>
<b>Tableau 3.1:</b> Les different types de relations de la parenté.....	<b>29</b>
<b>Tableau3.2:</b> Comparison de precision des descripteurs sans et avec decoupage de limage.....	<b>32</b>
<b>Tableau 3.3:</b> Comparison de méthode de fusion au niveau de caractéristique.....	<b>36</b>
<b>Tableau 3.4 :</b> Comparaisons de taux de précision de notre système de vérification de la parenté avec différentes méthodes sur la base de données Cornell Kinship.....	<b>38</b>

## Liste des figures

---

<b>Figure 1.1 :</b> Les modalités biométrique.....	4
<b>Figure 1.2 :</b> Exemples de relations de la parenté, (a) parent, (b) enfant.....	5
<b>Figure 2.1 :</b> Exemple d'utilisation de CNN.....	13
<b>Figure 2.2:</b> Un simple CNN.....	14
<b>Figure 2.3:</b> L'opération de convolution. La matrice de sortie est appelé caractéristiques de convolution.....	15
<b>Figure 2.4:</b> Effets de convolution d'une image avec différents filtres.....	17
<b>Figure 2.5:</b> Carte de caractéristique ayant une profondeur de 3 (puisque 3 filtres ont été utilisés) .....	18
<b>Figure 2.6:</b> L'opération ReLU.....	19
<b>Figure 2.7:</b> Fonctionnement de ReLU.....	20
<b>Figure 2.8:</b> Poolingmax.....	21
<b>Figure 2.9:</b> Pooling.....	21
<b>Figure 2.10:</b> Couche entièrement connectée chaque nœud est connecté à chaque autre nœud.....	23
<b>Figure 3.1 :</b> Système de vérification faciale de la parenté par le descripteur réseau de neurone convolution préformé.....	25
<b>Figure 3.2 :</b> Architecture de VGFace.....	27
<b>Figure 3.3 :</b> Architecture d'AlexNet .....	28
<b>Figure 3.4:</b> Exemples des images de la base de données Cornell Kinship (l'ensemble de données des parents sur la gauche et l'ensemble de données des enfants à droite) .....	29
<b>Figure 3.5 :</b> Exemples positifs (à gauche) et négatives (à droite) .....	30
<b>Figure 3.6 :</b> Image de visage (a) sans et (b) avec découpage.....	31
<b>Figure 3.7:</b> Les courbes ROC pour la comparaison des descripteurs avec découpage de l'image.....	33

## Liste des figures

---

<b>Figure 3.8</b> : Les courbes ROC pour la comparaison des descripteurs avec découpage de l'image.....	<b>33</b>
<b>Figure 3.9</b> : Système de vérification faciale de la parenté par la fusion des descripteurs réseau de neurone à convolution préformé au niveau de caractéristiques.....	<b>34</b>
<b>Figure 3.10</b> : Comparaison de méthode de fusion au niveau de caractéristiques (VGG Face) .....	<b>37</b>
<b>Figure 3.11:</b> Comparaison de méthode de fusion au niveau de caractéristiques (AlexNet).....	<b>37</b>

## Liste d'abbreviations

---

**CNN** : Convolution Neural Networks

**ReLU**: Rectified linear units (Unités linéaires rectifiée)

**TFP** : Taux de Faux Positif.

**TFN** : Taux de Faux Négatif.

**ROC** : receiver operating characteristic (Caractéristiques de fonctionnement du récept

## Résumé :

Le visage est le constituant le plus considérable que les gens utilisent pour se reconnaître. La reconnaissance de la parenté se réfère à la tâche consistant à former une machine à reconnaître la relation de sang entre une paire de visages parent et non-parent (vérification) basée sur des traits extraits d'images faciales, et à déterminer le type exact ou le degré de cette relation

Les réseaux de neurones à convolution CNNs sont des réseaux de neurones multicouches qui sont spécialisés dans des tâches de reconnaissance et de classification d'images.

Dans notre travail on a utilisé ce type de réseaux pour la vérification faciale de la parenté, alors on a utilisé deux descripteurs de neurone à convolution préformé (VGGface) et (AlexNet) et la méthode de fusion de plusieurs descripteurs pour l'amélioration de précision de notre système de vérification de la parenté. Nous testons l'application de reconnaissance faciale de la parenté sur la base de données Cornell kinship.

## ملخص:

يعتبر الوجه من العناصر الأكثر أهمية والتي يستخدمها الناس للتعرف على الأشخاص. التعرف على الأبوة يعتبر من المجالات المهمة بتشكيل جهاز للتعرف على الوجه (الأبوة تحديداً) وذلك من خلال ثنائيات من الصور فيها علاقة أبوة وأخرى لا توجد فيها علاقة الأبوة وذلك مع تحديد درجة القرابة وذلك استناداً على الخصائص والمميزات المستخلصة من صورة الوجه.

الشبكات العصبونية الالتفافية هي شبكات عصبية متعددة الطبقات تتمثل مهامها في التعرف على الأنماط وتصنيف الصورة. في عملنا هذا قمنا باستخدام هذه الشبكات للتعرف على الأبوة، حيث استخدمنا الوصفان الموضعيان (VGGface) و (AlexNet) وكذلك طريقة الالتحام لعدة واصفات موضعية لتحسين دقة نظامنا.

قمنا بهذا الاختيار على قاعدة البيانات (Cornell kinship).



# *Sommaire*

<b>Liste des tableaux</b> .....	<b>iii</b>
<b>Liste des figures</b> .....	<b>v</b>
<b>Liste des abréviations</b> .....	<b>vi</b>
<b>Résumé</b> .....	<b>vii</b>
<b>Introduction générale</b> .....	<b>1</b>

## **Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté**

1.1 Introduction.....	3
1.2 La biométrie.....	3
1.3 La reconnaissance de visage.....	4
1.4 Qu'est-ce que la vérification faciale de la parenté ? .....	5
1.5 Les défis.....	6
1.6 Les applications.....	6
1.7 Etat de l'art.....	7
1.7.1 Les méthodes fondées sur les caractéristiques (Features).....	7
1.7.2 Les méthodes utilisant l'apprentissage métriques (Metric Learning).....	8
1.7.3 Méthodes en utilisant l'apprentissage en profondeur (Deep learning).....	9
1.8 Conclusion.....	11

## **Chapitre 2 : Réseau de neurone à convolution**

2.1 Introduction.....	13
2.2 L'étape de convolution.....	14
2.2.1 Profondeur .....	18
2.2.2 Foulée (Stride).....	18
2.2.3 Remplissage nul (Zero-padding).....	18
2.3 Présentation du non linéarité (ReLU).....	19
2.4 L'étape Polin.....	20
2.5 Couches totalement connecté (Fully Connected Layer) .....	22
2.6 Conclusion.....	23

## Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

3.1 Introduction.....	25
3.2 Le descripteur réseau de neurone à convolution.....	25
3.2.1 VGG Face.....	26
3.2.2 Alex Net.....	27
3.2.3 Base de données Cornell KinFace .....	28
3.2.4 Evaluation de la performance .....	30
3.2.5 Résultats.....	31
3.2.6 Caractéristiques de fonctionnement du récept ROC.....	32
3.3 La fusion.....	34
3.4 Comparaison avec état de l'art.....	38
3.5 Conclusion.....	34
<b>Conclusion général</b> .....	<b>41</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>44</b>

*Introduction*

*Générale*

### **Introduction générale:**

Les visages humains transmettent beaucoup d'informations à d'autres êtres humains et ont fait l'objet d'une enquête approfondie dans le développement d'analyse de modèles et techniques d'apprentissage. Par exemple, il existe des approches d'identification et de vérification des visages, dont les implémentations existent dans la vie quotidienne et ont des applications et des algorithmes bien établis.

Le premier est un type d'application pour lequel le système doit répondre à la question : Qui suis-je ? Le système doit trouver l'identité d'une personne parmi celles d'une base de données contenant des personnes déjà enrôlées. Parmi les utilisations possibles d'un système en mode d'identification, on retrouve la recherche d'individus dangereux, ou encore l'accès restreint d'un bâtiment d'une entreprise à ses seuls employés par exemple. Le deuxième est un type d'application pour lequel le système doit répondre à la question : Suis je bien la personne que je prétends être ?. Le cas d'usage est une personne clamant son identité au système et celui-ci doit alors vérifier si la personne est bien la personne qu'elle prétend être. Parmi les applications liées à la vérification, citons l'accès à des données sécurisées, des ressources informatiques ou encore des transactions sécurisées. Dans les deux cas, l'idée générale est d'effectuer la correspondance entre deux visages similaires.

En analyse d'image de visage, il existe plusieurs autres domaines d'application, tels que: (i) l'informatique affective [1], qui consiste à améliorer l'interface homme-ordinateur en reconnaissant automatiquement l'état émotionnel des utilisateurs; (ii) estimation d'âge [2], avec des applications en médecine légale, et; (iii) analyse de l'attractivité [3], pour la planification chirurgicale / orthodontique. Chacun de ses domaines d'applications est très difficile.

Le problème de vérification faciale de la parenté avec des analyses de motifs objectifs et des techniques de traitement d'images a récemment attiré l'intérêt des chercheurs. Les applications possibles sont organisées des collections d'images, la gestion automatique et l'étiquetage des bases de données d'images, la médecine légale, la recherche de membres de la famille manquants, etc.

De nombreuses applications pourraient être conçues si la machine est capable de discriminer les parents de leurs photographies. Cependant, très peu de travaux ont été présentés jusqu'à présent et, en particulier, le domaine manque de références, afin de favoriser de nouvelles enquêtes dans ce domaine.

La vérification automatique de la parenté est un défi intrinsèque et pour cette raison, un sujet très intéressant à étudier. Lors de l'analyse des images faciales de deux individus, l'ordinateur doit indiquer si ces sujets sont liés ou non. En outre, différents degrés de parenté pourraient être détectés, en tant que grands parents-enfant, mère-frères et sœurs, etc. Dans ce cas, plusieurs complications apparaissent en raison de variations de genre, d'âge et de plus petite similitude entre parents éloignés. Cela caractérise le domaine de la reconnaissance automatique de la parenté comme un problème beaucoup plus large et difficile que l'identification et la vérification de visage traditionnelle.

Pour bien présenter notre modeste travail on le divise en trois chapitres principaux :

Le premier chapitre contient une généralité sur la biométrie et définit la reconnaissance faciale en général, et puis définit ce qu'est la vérification faciale de la parenté. Il donne les défis et leur application. Il résume l'état de l'art sur la vérification faciale de la parenté.

Le chapitre 2 est présente un réseau de neurone à convolution (CNN), et les étapes quatre principales opérations des CNNs.

Enfin le dernier chapitre (Mise en œuvre et Résultats) va détailler : notre système de parenté avec ses différents blocs, le descripteur réseau de neurone à convolution (VGG Face, AlexNet), la base de données Cornell Kinship. Il contient aussi une évaluation de la performance, les résultats et finalement la comparaison avec l'état de l'art.

# *Chapitre 1*

## *Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté*

# Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

## 1.1 Introduction :

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés depuis quelques années. L'apparition de l'ordinateur et sa capacité à traiter et à stocker les données ont permis la création des systèmes biométriques informatisés. Nous introduirons dans ce chapitre quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Et nous insisterons surtout sur la place de la vérification faciale de la parenté, car elle constitue l'objectif de ce thème.

## 1.2 La biométrie :

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais « biometrics » qui correspond en français à l'anthropométrie. Il désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants [4].

En général un système biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à un individu : physique (l'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'empreinte de la paume de la main, l'iris, la rétine, L'ADN, le visage, la géométrie de l'oreille) ou (la voix, la démarche, la signature, la dynamique de frappe au Clavier) voire Fig. 1.1.

Pour que les caractéristiques, propre à chaque individu, puissent être qualifiées de modalités biométriques, elles doivent être :

- universelles (existent chez tous les individus),
- uniques (possibilité de différencier un individu par rapport à un autre),
- permanentes (doit être invariante dans le temps),
- enregistrables (possibilité d'enregistrer les caractéristiques d'un individu avec son accord),
- mesurables (possibilité de comparaisons futures).

Le mode de vérification ou authentification est une comparaison "un à un", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données

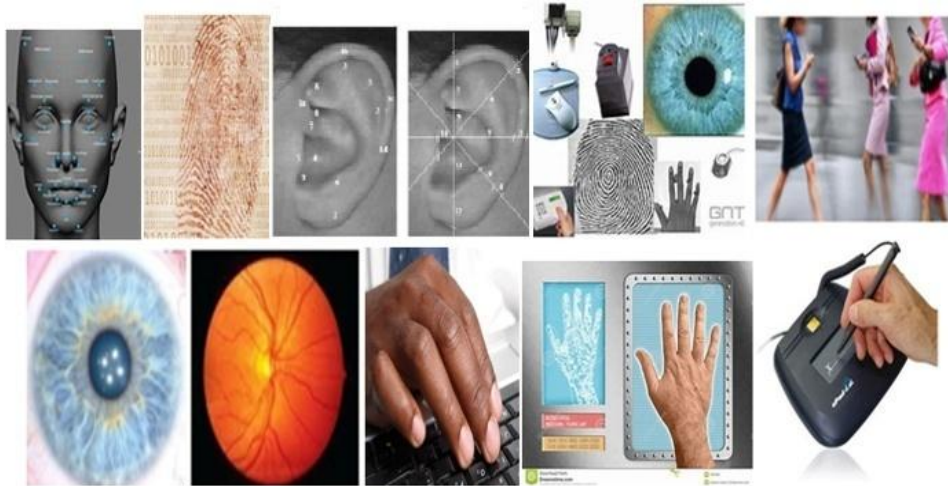


## Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

biométriques saisies avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système.

Le mode d'identification est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données [4].



**Figure 1.1:** Les modalités biométriques.

### 1.3 La reconnaissance de visage :

La reconnaissance de visages est de plus en plus utilisée de nos jours, notamment pour des aspects sécuritaires. Cette reconnaissance peut être effectuée par des attributs décrivant la forme, la couleur et/ou la texture [3].

La reconnaissance faciale est une tâche que les humains effectuent naturellement et sans effort dans leurs vies quotidiennes.

La reconnaissance des visages par ordinateur nécessite également une base de données qui est habituellement construite en utilisant des images du visage ou parfois des images différentes d'une même personne pour tenir compte des variations dans les traits du visage.

## Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

### 1.4 Qu'est-ce que la vérification faciale de la parenté ? :

La parenté est une relation génétique entre deux membres de la famille, y compris parent-enfant, frère-sœur-frère et sœur, grand-père-petit-enfant. Par conséquent, dans la reconnaissance automatique de parenté à l'aide de techniques de vision par ordinateur, la machine est capable de distinguer les parents de personnes sur une inspection de leurs images [5]. En d'autres termes, il s'agit de former une machine à reconnaître la relation de sang entre une paire de visages de parenté et de non parent à partir de traits extraits d'images faciales.

Le problème de la parenté n'est pas isolé des autres études, telles que l'estimation de l'âge, l'identification du sexe, l'identification ethnique, les jumeaux identiques, et d'autres pour générer des solutions à certains des problèmes rencontrés [6].

Quelques exemples de relations de parenté sont montrés à la Fig. 1.2.



(a)



(b)

**Figure 1.2** : Exemples de relations de la parenté, (a) parent, (b) enfant.

# Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

## 1.5 Défis :

En fait, nous pouvons dire que les systèmes de vérification faciale de la parenté peuvent être touchés par plusieurs d'influences telles que [6, 7, 8, 9, 10]:

- éclairage,
- occlusions,
- émotions,
- expression du visage,
- maquillage,
- la chirurgie esthétique,
- le vieillissement, le bruit,
- l'échelle,
- l'alourdir,
- la résolution,
- jumeaux.

## 1.6 Les applications :

De nos jours, nous pouvons trouver qu'il y a des applications familières pour la vérification faciale dans divers domaines telles que [11]:

- organiser des collections d'images et résoudre des identités dans des albums photos,
- rechercher des parents dans des bases de données publiques,
- renforcement des capacités de vérification automatique des visages,
- marquage automatique d'un grand nombre d'images disponibles en ligne, et
- déterminer les parents d'une victime ou d'un suspect par les organismes d'application de la loi.

## 1.7 États de l'art :

Tout à fait de nombreux documents de recherche traitant de la vérification faciale de parenté ont déjà été publiés. En outre, deux compétitions de vérification de parenté ont eu lieu au cours des deux années 2014 et 2015.

La première compétition a eu lieu en 2014 en collaboration avec IJCB'2014 (International Joint Conference on Biometrics, Clearwater, Florida, USA) [12]. Quatre participants ont pris part à cette première compétition.

La deuxième compétition a eu lieu à con jonction avec FG'2015 (International Conferenceon Automatic Face and Gesture Recognition, Ljubljana, Slovenia)[13].Il y avait cinq équipes participant à cette dernière compétition.

Dans les deux compétitions, les bases de données KinFaceW (I & II) sont utilisées pour évaluer les algorithmes proposées.

Une amélioration remarquable des performances de vérification est remarquée dans la seconde compétition qu'avec l'ancienne. Dans ce qui suit, nous présentons un résumé de la documentation de vérification de parenté de visage. Selon les principales contributions, nous groupons les approches proposées en trois catégories différentes :

### 1.7.1 Les méthodes fondées sur les caractéristiques (Features) :

Description du visage est une étape clé de tout système d'analyse de visage .En effet, si l'extraction des caractéristiques du visage est assez discriminative donc en peut effectuer la classification avec un classificateur linéaire comme plus proche voisin.

Pour la vérification faciale de la parenté différentes méthodes d'extraction des caractéristiques [12, 13, 14, 15, 16] stratégies de la sélection [17], de l'apprentissage [18] et de fusion [19], ont été étudiées.

Les premiers travaux de parenté ont porté sur la sélection des caractéristiques utiles [17]. Les auteurs sélectionnés environ 22 sortes de traits du visage. Grâce à ces expériences, ils se classent les fonctionnalités en fonction de leurs performances

## Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

individuelles et choisissent les 14 caractéristiques, qui atteignent un taux de précision de plus de 50 %.

L'apparence et la géométrie ont été utilisées par Yan et al. [15]. Les auteurs considèrent les caractéristiques d'apparence des images pyramidales pour chaque visage par utilisation de différentes tailles, puis utilisation des caractéristiques LBP (Local Binary Pattern)). En ce qui concerne les caractéristiques géométriques, les repères faciaux sont d'abord détectés puis projetés dans le collecteur Grassmann et la distance géodésique sont utilisés pour mesurer la différence de deux formes de visage.

La fusion des caractéristiques a été l'objectif de [19], où quatre différentes caractéristiques sont extraites : LPQ (Local Phase Quantization), TPLBP (Three Patch LBP), FPLBP (Four Patch LBP) et WLD (Weber Law Descriptor). Pour chaque caractéristique, la différence entre les vecteurs d'une paire d'images est calculée. SVM (Support Vector Machine) a été utilisée pour la classification. Cette approche a obtenu la meilleure performance dans la deuxième compétition de la parenté [13].

### 1.7.2 Les méthodes utilisant l'apprentissage métriques (Metric Learning) :

Depuis la similitude faciale entre parents et enfants est supérieure qu'il est significatif que les personnes sont non apparentées. Un intérêt particulier a été attribué à l'utilisation de différentes approches d'apprentissage métriques pour résoudre le problème de vérification de la parenté.

L'apprentissage métrique vise à l'apprentissage d'une mesure de similarité automatiquement à partir de données plutôt que d'utiliser des distances. Dans le problème de vérification faciale de la parenté, le but est d'apprendre une métrique où la distance entre une paire de visages avec une relation de parenté est plus petite que la distance entre une paire sans relation.

Parmi les premières approches pour s'attaquer à la vérification de parenté, Somanath and Kambhamettu [11] appliquent ensemble de l'apprentissage.

Récemment Zhou et al. [20] ont appris un ensemble de faible similarité bilinéaire à partir de bases de données de parenté. En minimisant les contraintes de la parenté entre les paires d'images et la maximisation de la diversité de la similitude.

## Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

Zhao et al. [21] ont proposé une nouvelle méthode d'apprentissage métriques (Multiple Kernel Similarity Metric MKSM), dans laquelle, différentes de la métrique de Mahalanobis sont utilisées, le calcul de similarité est essentiellement basé sur une transformation de caractéristique non linéaire implicite. Le MKSM global est une combinaison pondérée de similarités de base et possède donc la capacité de fusion de caractéristiques.

### 1.7.3 Méthodes en utilisant l'apprentissage en profondeur (Deep learning) :

Motivés par le succès impressionnant de l'apprentissage en profondeur dans divers représentations de l'image et la classification en général et la reconnaissance faciale en particulier. Zhang et al. [22] a récemment proposé une architecture d'un réseau de neurone à convolution (convolution neural network, CNN) pour vérification de la parenté. L'architecture proposée est composée de deux couches de convolution (max pooling) suivie d'une couche de convolution puis d'une couche entièrement connectée. Plus récemment Boutella et al. [23], ont utilisé une prétraite CNN pour la reconnaissance des visages. Ils ont extrait des caractéristiques du visage des vidéos, qui sont utilisés pour la vérification de la parenté. Les auteurs ont combiné des caractéristiques avec les caractéristiques spatio-temporelles et ont montré l'utilité de l'utilisation des images dynamiques (vidéo) dans la vérification de parenté en le comparant aux images fixes.

## Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

Catégories	Méthode	Année	Caractéristiques	Classificateur	Base des données	système	Human
Caractéristiques (Features)	Computational model [17]	2010	Face appearance and geometry	KNN	Cornell KinFace	70,7	67,2
	Apparence [15]	2014	Face appearance and geometry	SVM	Family101	92	-
	Multi-caractéristiques [19]	2015	TPLBP+LPQ+WLD	SVM	KinFace W-I	86,3	63,8
					KinFace W-II	83,1	66,8
Apprentissage métriques (Metric Learning)	Ensemble metric learning [11]	2012	SIFT+ PHOG	Kernelsim	VADANA	80,2	-
	DMML [20]	2014	LBP+SPLE+SIFT	SVM	KinFaceW-I	72.25	-
					KinFaceW-II	78.25	-
					Cornell KinFace	73.75	-
	MKSM [21]	2018	LPQ	Mahalanobis distance	KinFaceW-I	81.46	-
					KinFaceW-II	82.45	-
					TSKinFace	81.89	-
Apprentissage en profondeur (Deep Learning)	CNN [22]	2015	CNN	CNN	KinFace W-I	77,5	-
					KinFaceW-II	88,4	-
	Deep+Shallow [23]	2016	Deep+Spatio-temporal	SVM	UvA-NEMO Smile	91	-

**Tableau 1.1 :** Résumé des méthodes de vérification de parenté : Précision de la vérification est présentés en %.

# Chapitre 1 : Introduction à la biométrie et la vérification faciale de la parenté

---

## 1.8 Conclusion :

A travers ce chapitre, nous avons présenté une généralité sur la biométrie (la vérification de la parenté spécifiquement). Nous avons présenté la vérification de la parenté et voire quelques travaux proposés ces dernières années concernant ce domaine (la vérification de la parenté). On a choisi la méthode Deep learning qui donne les meilleures performances pour appliquer dans ce mémoire.



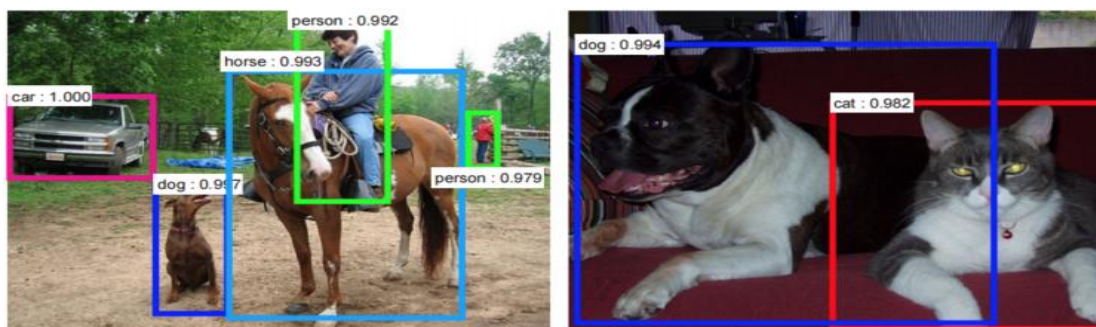
# *Chapitre 2*

## *Réseau de neurone à convolution*

### 2.1 Introduction :

Les réseaux de neurones à convolution (Convolutional Neural Networks, CNN) sont une catégorie de réseaux de neurones qui se sont avérés très efficaces dans des domaines tels que la reconnaissance et la classification d'images. CNN ont réussi à identifier les visages, les objets, panneaux de circulation et auto-conduite des voitures [24].

La Fig. 2.1 montre un exemple de CNN utilisé pour reconnaître des objets, des humains et des animaux. Récemment, les CNNs ont été efficaces dans plusieurs tâches de traitement du langage naturel (telles que la classification des phrases) [25].



**Figure 2.1:**Exemple d'utilisation de CNN [25].

Le CNN à la **Fig.2.2** est catégorise une image d'entrée en quatre catégories : Chien, chat, oiseau ou bateau. [24]. Comme le montre cette figure, sur réception d'un bateau comme entrée, le réseau correctement représente la plus haute probabilité pour bateau (0,94) parmi les quatre catégories.

Il y a quatre principales opérations dans le CNN illustré à la Fig.2.2:

1. Convolution.
2. Non linéarité (ReLU).
3. Pooling.
4. La classification (couche entièrement connectée).

Dans ce chapitre nous expliquons ces quatre étapes comme suit :

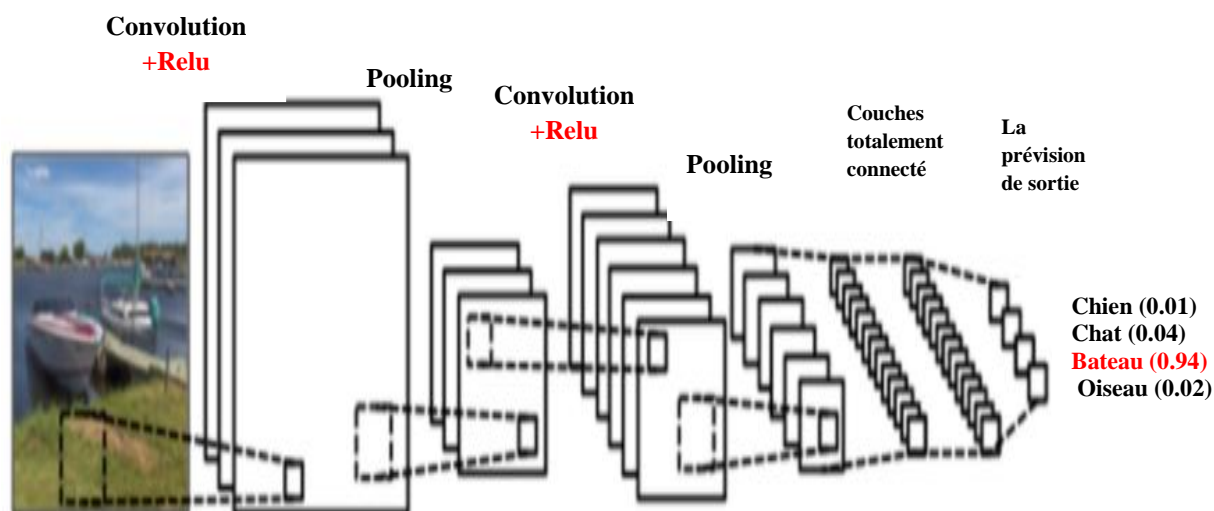


Figure 2.2: Un simple CNN [25].

### 2.2 L'étape de convolution :

CNN tiré leur nom de la « convolution ». Le but principal de convolution est d'extraction de caractéristiques de l'image d'entrée. La convolution préserve la relation spatiale entre les pixels. Nous n'allons pas entrer dans les détails mathématiques de convolution ici, mais va essayer de comprendre comment il fonctionne sur les images.

Chaque image peut être considérée comme une matrice de valeurs de pixels. Envisager une image de 5 x 5 pixels dont les valeurs sont seulement de 0 et 1 :

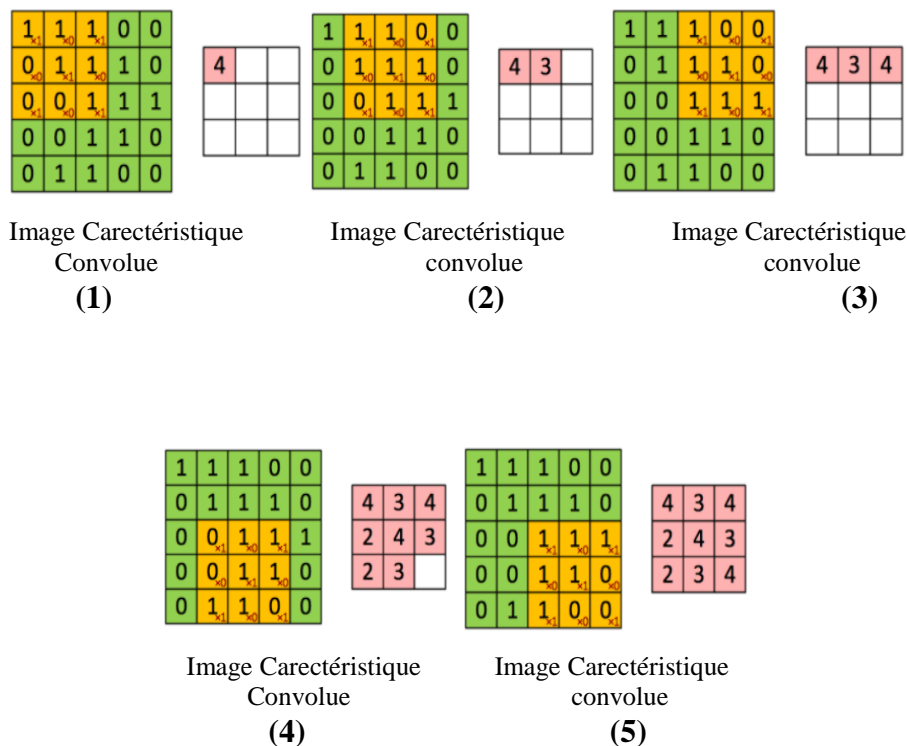
1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

De plus, envisager une autre matrice de 3 x 3 comme indiqué ci-dessous :

## Chapitre 2 : Réseau de neurone à convolution

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Puis, la convolution de l'image (5 x 5) et la matrice (3 x 3) peut être calculée comme indiquée dans la Fig.2.3.



**Figure 2.3 :** L'opération de convolution. La matrice de sortie est appelé caractéristiques de convolution [26].






Dans la terminologie de CNN, la matrice 3×3 est appelé un 'Filtre' ou 'Noyau'. Il ressort clairement sur la Fig.2.4 que les différentes valeurs de la matrice du filtre produiront des différentes caractéristiques pour la même image d'entrée. À titre d'exemple, considérons l'image d'entrée suivantes :

## Chapitre 2 : Réseau de neurone à convolution

---



Dans la Fig.2.4, nous pouvons voir les effets de convolution de l'image ci-dessus avec différents filtres. Comme indiqué, nous pouvons effectuer des opérations telles que la détection du bord, netteté et flou, juste en changeant les valeurs numériques de notre filtre avant l'opération de convolution [27]. Cela signifie que les différents filtres peuvent détecter les différentes caractéristiques d'une image, par exemple, les courbes des bords etc.

Opération	Filtre	Image convolée
Détection de bord	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	
Netteté	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Flou gaussien	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	

**Figure 2.4 :** Effets de convolution d'une image avec différents filtres.

En pratique, un CNN apprend seul les valeurs des filtres pendant la phase d'apprentissage (même si nous avons encore besoin de spécifier des paramètres tels que le nombre de filtres, taille du filtre, l'architecture du réseau, etc. avant la phase d'apprentissage).

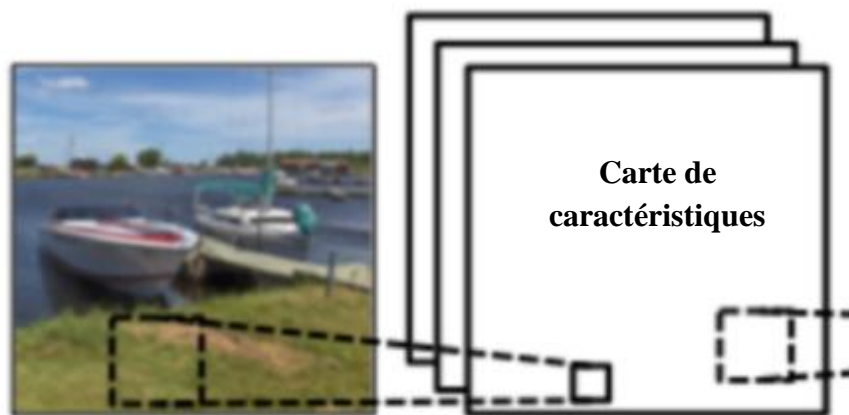
La taille de la carte des caractéristiques (caractéristiques convolée) est contrôlée par trois paramètres [28] :

## Chapitre 2 : Réseau de neurone à convolution

---

### 2.2.1 Profondeur :

Profondeur correspond au nombre de filtres que nous utilisons pour l'opération de convolution. Dans le réseau illustré à la Fig.2.5, nous sommes d'effectuer la convolution avec trois filtres distincts. Donc, la "profondeur" de la carte de caractéristiques aurait trois.



Opération de convolution

**Figure 2.5 :** Carte de caractéristiques ayant une profondeur de 3 (puisque 3 filtres ont été utilisés).

### 2.2.2 Foulée (Stride) :

Foulée est le nombre de pixels par lequel nous glisser notre filtre sur l'image. Lorsque la foulée est 1 alors nous déplacer les filtres d'un pixel. Lorsque la foulée est 2, les filtres saut 2 pixels à la fois. Avoir une plus grande foulée produira des cartes de caractéristiques plus petites.

### 2.2.3 Remplissage nul (Zero-padding) :

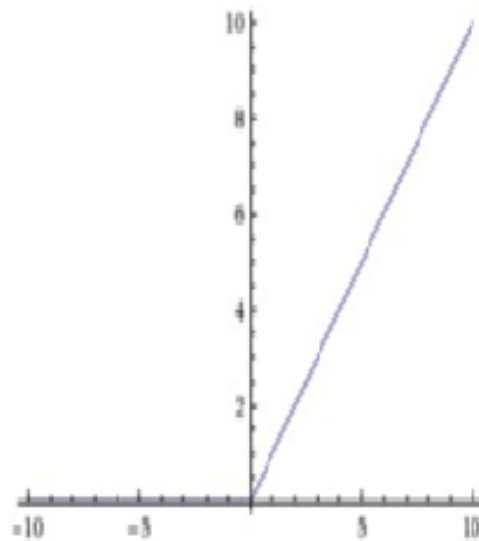
Parfois, il est pratique de remplir la matrice d'entrée avec des zéros autour de la bordure, afin que nous puissions appliquer le filtre aux éléments voisins de notre matrice d'image d'entrée. Une caractéristique intéressante du remplissage nul est que cela nous permet de contrôler la taille des cartes de caractéristiques.

### 2.3 Présentation du non linéarité (ReLU) :

Une opération supplémentaire appelée ReLU a été utilisée après chaque opération de convolution de la Fig.2.1 ci-dessus.

ReLU l'acronyme de mots « Rectified Linear Unit » est un fonctionnement non linéaire. Sa sortie est donnée par :

$$\text{Sortie} = \text{Max}(\text{zero}, \text{Entrée})$$

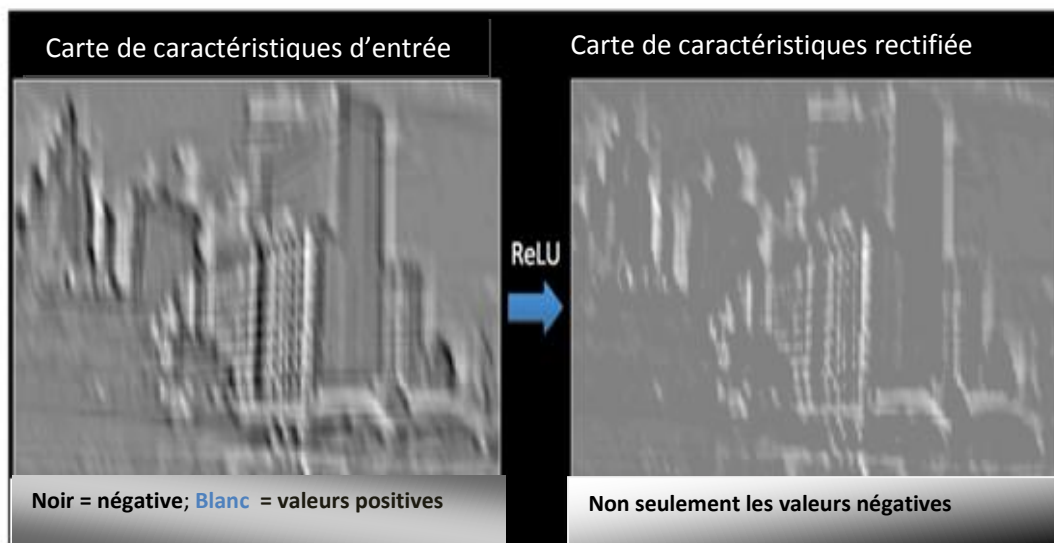


**Figure 2.6 :** L'opération ReLU.

ReLU est remplacé toutes les valeurs de pixels négative par zéro. Le but de ReLU est d'introduire la non-linéarité dans notre CNN, puisque la plupart des données du monde réel.

L'opération ReLU peut être clairement interprétée à partir de la Fig.2.7 ci-dessous. Il montre l'opération ReLU appliquée à l'une des cartes de caractéristiques d'entrée. La carte de sortie est également appelée carte de caractéristiques rectifiée.





**Figure 2.7 :** Fonctionnement de ReLu.

D'autres fonctions non linéaires telles que « tanh » ou « sigmoid » peuvent également être utilisées au lieu de ReLu, mais la fonction ReLu donne le meilleur rendement dans la plupart des situations.

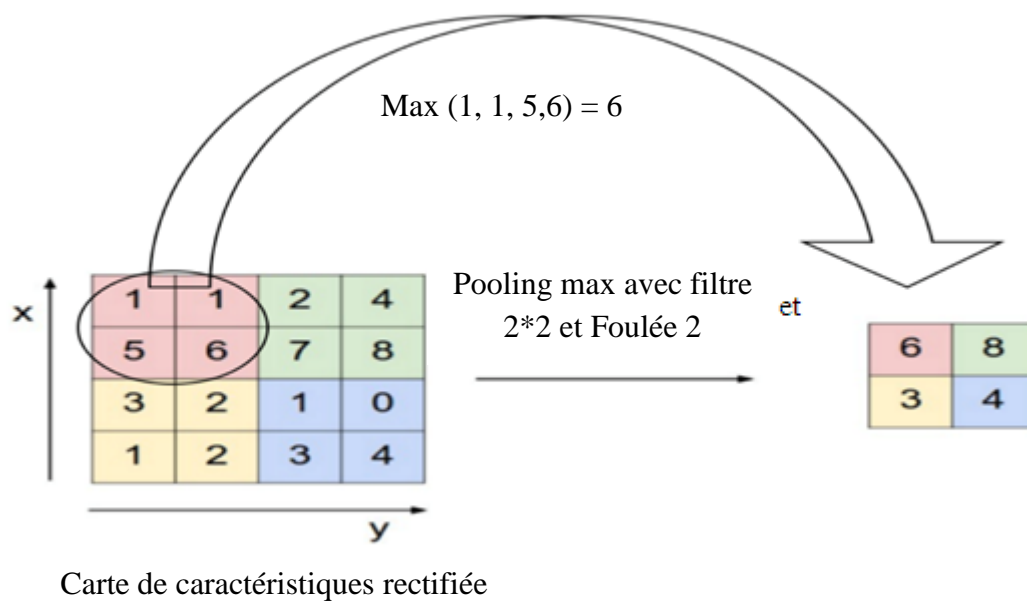
### 2.4 L'étape Pooling :

Pooling de l'espace (également appelé le sous-échantillonnage) réduit la dimension de chaque carte de caractéristiques mais conserve l'information la plus importante. Le Pooling peut être de différents types : max, moyenne, somme, etc.

En cas de Pooling max, on définit un voisinage spatial (par exemple, une fenêtre  $2 \times 2$ ) et de prendre le plus grand élément dans cette fenêtre.

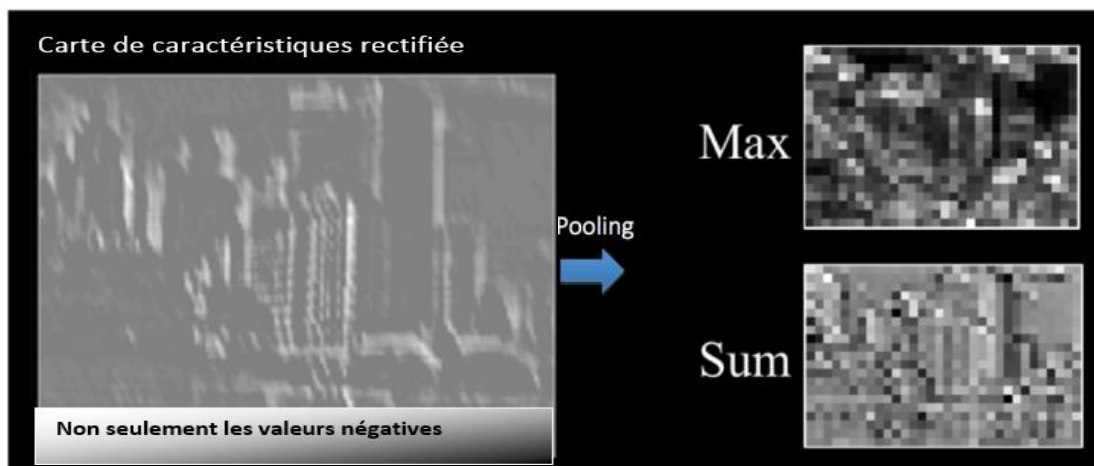
En pratique, le Pooling max a donné le meilleur résultat.

La Fig.2.8 montre un exemple de Pooling max sur une carte de caractéristiques rectifiée (obtenue après l'opération de convolution + l'opération ReLU) à l'aide d'une fenêtre  $2 \times 2$ .



**Figure 2.8:** Polin max [28].

La Fig.2.9 montre l'effet de pooling sur la carte de caractéristiques rectifiée.



**Figure 2.9 :** Pooling[29].

La fonction de Pooling consiste à réduire progressivement la taille de la carte de caractéristiques rectifiée

En particulier, pooling :

- rend les représentations d'entrée plus petites et plus faciles à gérer,

## Chapitre 2 : Réseau de neurone à convolution

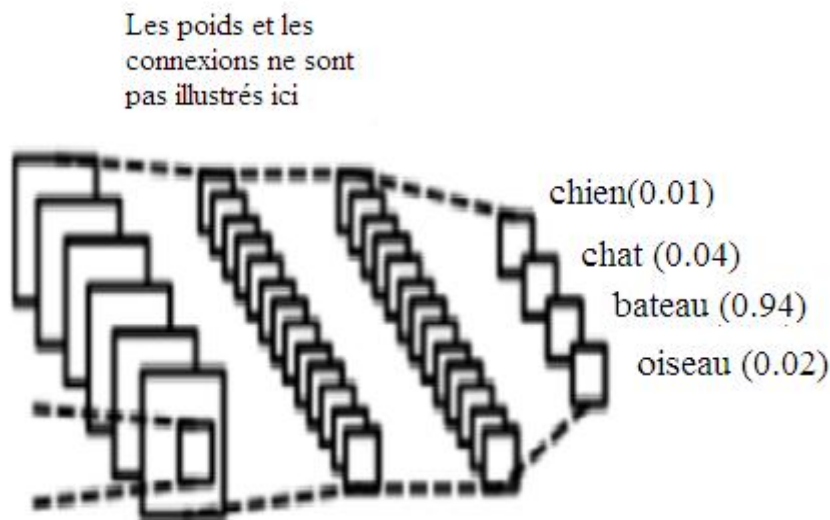
---

- réduit le nombre de paramètres et les calculs dans le réseau [29],
- rend le réseau invariant aux petites transformations, les distorsions et les translations dans l'image d'entrée (une faible distorsion en entrée ne change pas la sortie de la Pooling - car nous prenons le maximum / valeur moyenne dans un voisinage local),
- nous aide à arriver à une représentation presque invariante à l'échelle de notre image [30] et [31].

### 2.5 Couches totalement connecté (Fully Connected Layer):

La couche entièrement connectée est un traditionnel perceptron multi-couches (Multi Layer Perceptron) qui utilise une fonction d'activation de « softmax » dans la couche de sortie (d'autres classificateurs comme SVM peuvent également être utilisés). Le terme «entièrement connecté» implique que chaque neurone dans la couche précédente est connecté à chaque neurone sur la couche suivante.

La sortie des couches de convolution et de Pooling représente les fonctions de haut niveau de l'image d'entrée. Le but de la couche entièrement connectée est d'utiliser ces fonctions pour classer l'image d'entrée dans différentes classes en fonction de l'ensemble de données d'apprentissage. Par exemple, la tâche de classification d'image que nous avons décidé d'effectuer à quatre sorties possibles, comme le montre la Fig.2.10 (notez que la Fig.2.10 ne montre pas les connexions entre les nœuds dans la couche entièrement connectée).



**Figure 2.10 :** Couche entièrement connectée chaque nœud est connecté à chaque autre nœud.

### 2.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons essayé d'expliquer les concepts principaux de réseau de neurone à convolution (CNN) en termes simples. Le CNN à quatre principales opérations : convolution, la fonction non linéarité (ReLU), Pooling et couche entièrement connectée. Première opération est la convolution pour l'extraction de caractéristiques de l'image d'entrée. Deuxième opération est la fonction non linéarité (ReLU) pour remplacer toutes les valeurs de pixels négative par zéro. Troisième opération est la Pooling pour réduire progressivement la taille de la carte de caractéristiques rectifiée. Enfin une couche entièrement connectée pour la classification.

# *Chapitre 3*

## *Mise en œuvre et résultats*

### 3.1 Introduction :

Jusqu'ici nous avons approché de la vérification faciale de la parenté d'un point de vue théorique. Comme la vérification de la parenté est un problème pratique, il est maintenant d'examiner les différents réseaux de neurone à convolution préformé. Nous proposons la fusion de descripteurs au niveau de caractéristiques pour améliorer les performances.

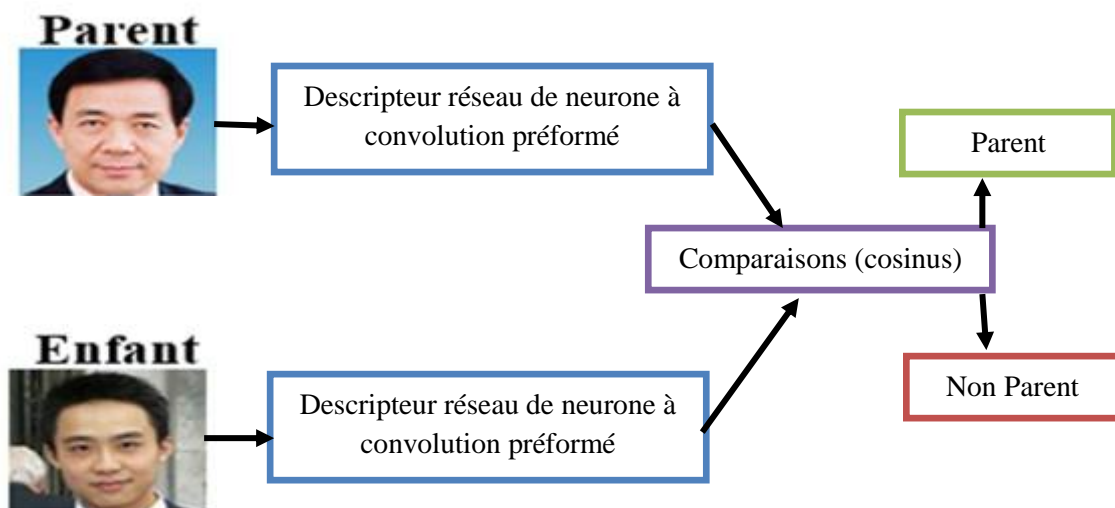
Pour l'évaluation de notre système de vérification faciale de la parenté nous utilisons la base de données Cornell Kinship.

### 3.2 Le descripteur réseau de neurone à convolution :

Dans notre travail nous avons utilisé deux types de réseau de neurone à convolution qui sont :

- VGG Face.
- Alex Net.

La figure 3.1 représente un système de vérification faciale de la parenté par l'utilisation de descripteur réseau de neurone à convolution préformé.



**Figure 3.1 :** Système de vérification faciale de la parenté par le descripteur réseau de neurone à convolution préformé.

## Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

---

Compare l'ensemble des caractéristiques extraites par le descripteur réseau de neurone à convolution préformé entre deux images entrées et détermine le degré de similitude pour valider la relation de la parenté ou non.

Lorsqu'on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence).

Bien que la distance euclidienne soit optimale dans la théorie, les diverses expériences ont trouvé que la distance euclidienne est surpassée par d'autres distances. Une d'elles est le cosinus [32] qui est définie par:

$$S(A, B) = \frac{A^T B}{\|A\| \|B\|} \quad (3.1)$$

Cette fonction calcule simplement le cosinus de l'angle entre les deux vecteurs caractéristiques  $A$  et  $B$ . Une valeur élevée correspond à une bonne similarité entre les deux vecteurs.

### 3.2.1 VGG Face :

Ce réseau descripteur réseau de neurone à convolution préformé fournit des descripteurs spécialement formés pour la reconnaissance faciale [33].

L'architecture du réseau est constituée de 11 blocs contenant chacun un opérateur linéaire suivi d'une ou de plusieurs non linéarités telles que ReLU et pooling maximum (voir la figure 3.2).

## Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

Couche	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Type	input	conv	relu	conv	relu	mpool	conv	relu	conv	relu
Prénom	-	conv1_1	relu1_1	conv1_2	relu1_2	pool1	conv2_1	relu2_1	conv2_2	relu2_2

Couche	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Type	mpool	conv	relu	conv	relu	conv	relu	mpool	conv
Prénom	pool2	conv3_1	relu3_1	conv3_2	relu3_2	conv3_3	relu3_3	pool3	conv4_1

Couche	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
Type	relu	conv	relu	conv	relu	mpool	conv	relu	conv	relu
Prénom	relu4_1	conv4_2	relu4_2	conv4_3	relu4_3	pool4	conv5_1	relu5_1	conv5_2	relu5_2

Couche	29	30	31	32	33	34	35	36	37
Type	conv	relu	mpool	conv	relu	conv	relu	conv	softmax
Prénom	conv5_3	relu5_3	pool5	fc6	relu6	fc7	relu7	fc8	prob

**Figure 3.2 :** Architecture de VGGFace [33].

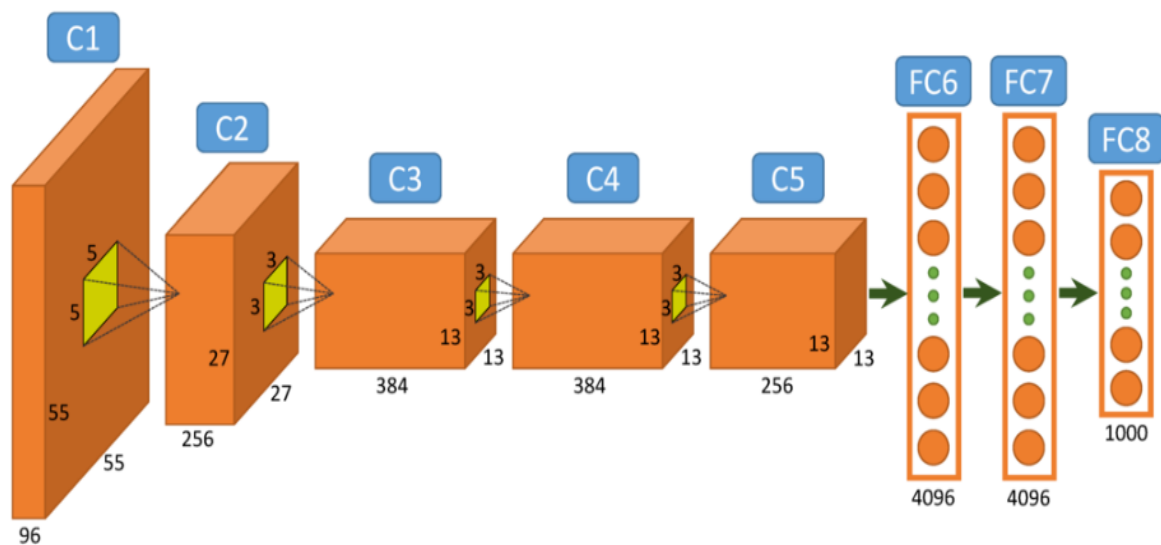
Les 8 premiers blocs sont linéaires, tandis que les 3 derniers sont entièrement connectés avec la fonction d'activation ReLU. L'image d'entrée est RGB et sa taille est de  $224 \times 224$  pixels. Les deux premières couches entièrement connectées contiennent 4096 neurones et le dernier réduit la dimensionnalité à 2622 (nombre de classes de l'ensemble de données d'apprentissage). Le réseau a été formé par 2600000 des images.

Afin d'utiliser ce réseau, nous avons supprimé la dernière couche, qui a effectué une réduction de dimensionnalité pour la classification de l'ensemble de données d'apprentissage, obtenant ainsi un vecteur de caractéristiques de dimension 4096. Nous avons également dû redimensionner les images d'entrée de la base de données pour avoir les dimensions  $224 \times 224$ .

### 3.2.2 Alex Net :

AlexNet [34] (figure 3.3) est composé de 5 couches de convolutions (C1 à C5) suivies de deux couches entièrement connectées (FC6 et FC7), et d'une couche de sortie softmax finale (FC8). Il a été initialement formé pour reconnaître 1000 objets différents.





**Figure 3.3 :** Architecture d’Alex Net [35].

Les couches de convolutions représentent l’image d’un bien meilleure manière pour la classification. Après les convolutions, chaque image est représentée comme un vecteur de 4096 entités (alors qu’elles étaient initialement des vecteurs de  $227 * 227 * 3 = 154\ 587$  entités).

### 3.2.3 Base de données Cornell KinFace :

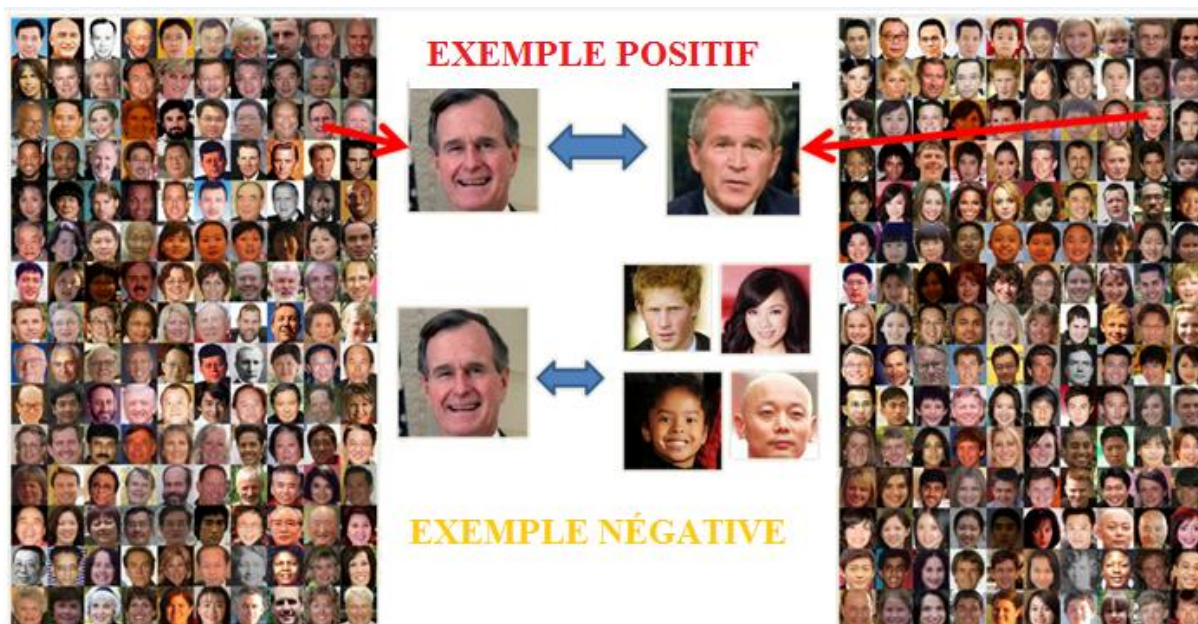
Nous utilisons la base de données des visages Cornell Kinship [17] pour tester notre système de vérification faciale de la parenté.

Cornell Kinship constituée de 143 paires de parents et d’enfants (300 images). Notez que 7 familles sont retirées de l’ensemble de données original de 150 familles en raison de problèmes de confidentialité.

40% des images sont des paires père-fils, 22% sont pères-filles, 13% sont des fils-mère et 26% sont la mère-fille. Par conséquent, il dispose d’une large répartition des caractéristiques faciales qui dépendent de la race, du sexe, de l’âge, de la carrière, etc. [36].

## Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

Les images ci-dessous donnent un aperçu des paires de parents et d'enfants dans la base de données. (L'ensemble de données des parents sur la gauche et l'ensemble de données des enfants à droite).



**Figure 3.4 :** Exemples des images de la base de données Cornell Kinship (l'ensemble de données des parents sur la gauche et l'ensemble de données des enfants à droite).

La base de données comprend de 50% des Caucasiens, 40% d'Asiatiques, 7% Afro-Américains, 3% d'autres.

Le tableau. 3.1 montre les différents types de relations de parenté.

Les différent pairs	Pourcentage des 143 pairs
père-fils	40%
père-fille	22%
mère-fils	13%
mère-fille	26%

**Tableau 3.1 :** Les différents types de relations de la parenté.



**Figure 3.5 :**Exemples positifs (à gauche) et négatives (à droit).

### 3.2.4 Evaluation de la performance :

Les performances de vérification de parenté sont calculées à partir de paramètre de précision [17, 37].

$$\text{Précision} = 100 - \min(\text{TFP}(\text{seuil}) + \text{TFN}(\text{seuil})) \quad (3.2)$$

Avec :

## Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

---

**TFP** (Taux de Faux Positif) : ce taux représente le pourcentage des images déclarées parent par le système, mais elles sont en réalité des images non parent.

**TFN** (Taux de Faux Négatif) : ce taux représente le pourcentage des images déclarées non parent par le système, mais elles sont en réalité des images non parent.

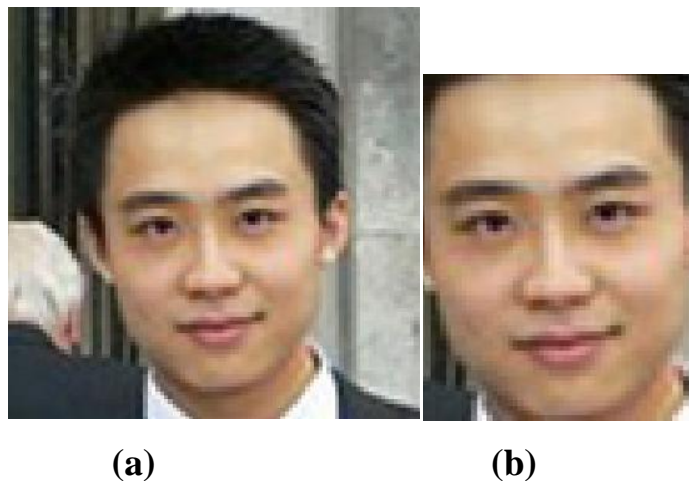
**Seuil** : est le seuil de décision.

### 3.2.5 Résultats :

Dans cette section de résultats nous étudions :

- L'effet de découpage de l'image de visage (figure 3.6 présente image sans et avec d découpage).
- Les performances du système sans utilisation du descripteur réseau de neurone à convolution préformé.
- Les performances des couches Fc6 et Fc7 pour les deux descripteurs VGG Face et AlexNet.

Le tableau 3.2 et les figures 3.7, 3.8 présentent cette comparaison.



**Figure 3.6** : Image de visage (a) sans et (b) avec découpage.

## Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

---

Descripteur	Image sans découpage	Image avec découpage
Image en niveaux de gris	64.11	62.46
VGG face Fc6	<b>76.67</b>	<b>76.61</b>
VGG face Fc7	75.24	73.50
AlexNetFc6	74.39	74.01
AlexNet Fc7	73.74	73.71

**Tableau 3.2 :** Comparaison de précision des descripteurs sans et avec découpage de l'image.

Ce tableau montre que :

- Le découpage de l'image n'améliore pas la précision pour tous les descripteurs étudiés.
- Le descripteur VGG face donne de précision meilleure qu'AlexNet.
- La couche Fc6 donne de précision meilleure que Fc7 pour les deux descripteurs réseau de neurone à convolution préformé VGG Face et AlexNet.
- La meilleure résultats est obtenu avec VGG Face la couche Fc6 avec un taux de précision égal 76.67%.

### 3.2.6 Caractéristiques de fonctionnement du récept ROC :

La courbe ROC est une mesure de la performance d'un classificateur binaire, c'est-à-dire d'un parent ou non parent dans notre cas. Graphiquement, on représente souvent la mesure ROC sous la forme d'une courbe qui donne 1- taux de faux négatif en fonction du taux de faux positifs. À partir la courbe ROC nous avons calculé la précision. Plus surface sous la courbe ROC est grand, le système est meilleur.

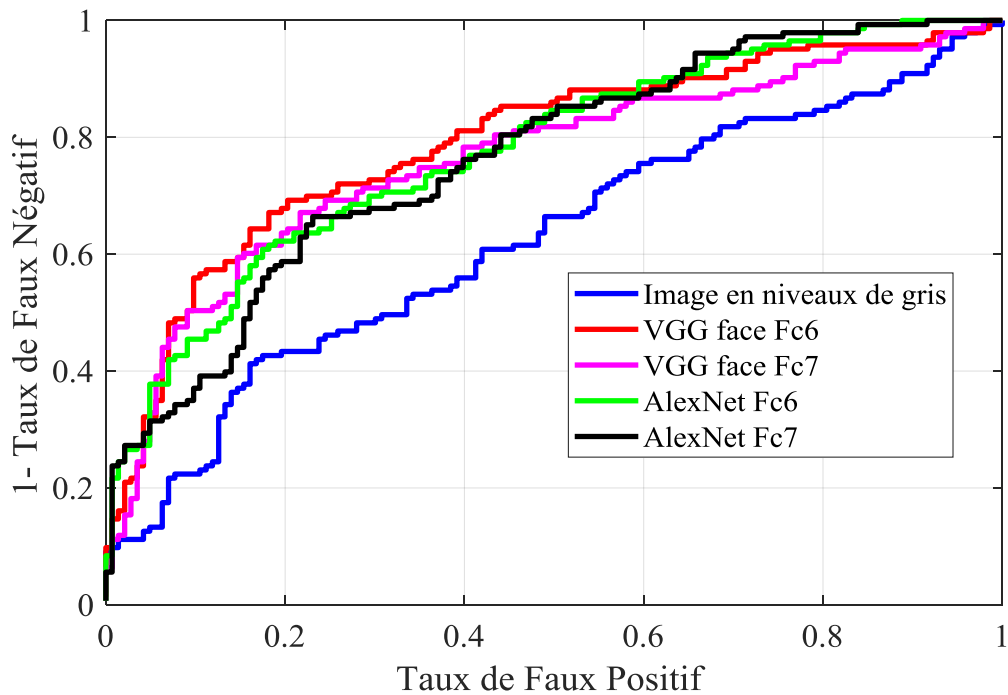


Figure 3.7 : Les courbes ROC pour la comparaison des descripteurs sans découpage de l'image.

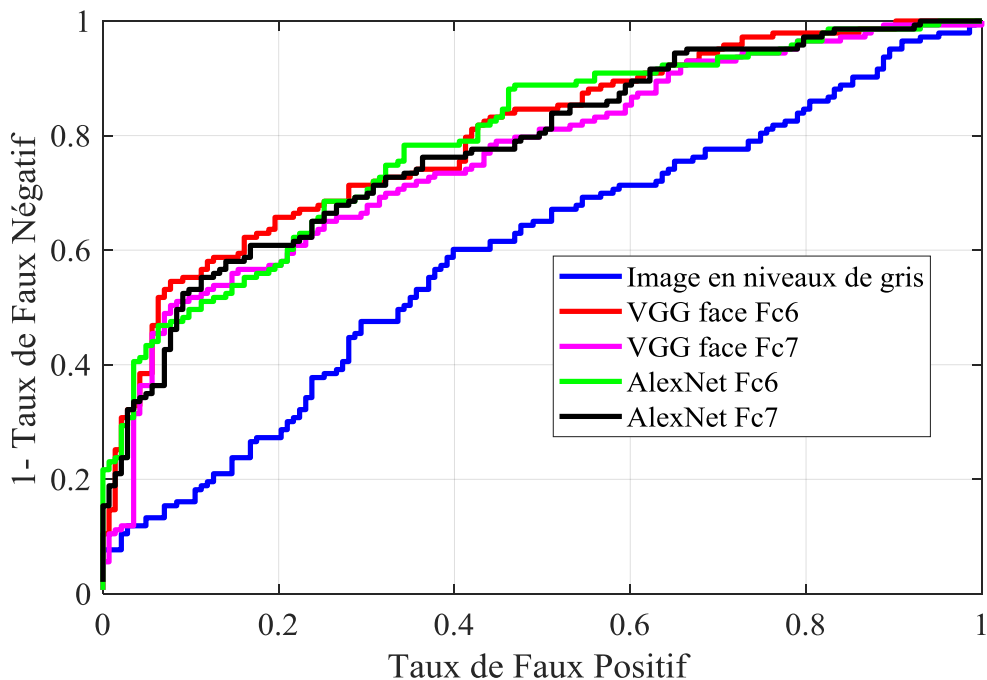


Figure 3.8 : Les courbes ROC pour la comparaison des descripteurs avec découpage de l'image.

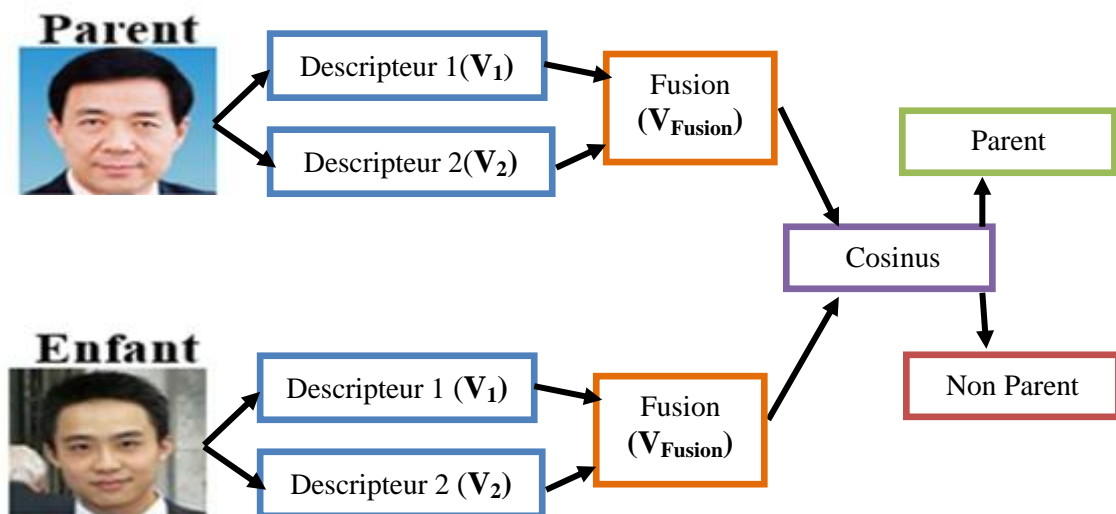


### 3.3 La fusion :

Dans cette section nous essayons l'amélioration de précision de notre système de vérification faciale de la parenté par la fusion de plusieurs descripteurs. Nous proposons la fusion au niveau des caractéristiques. La figure 3.9 représente un système de vérification faciale de la parenté par la fusion des descripteurs de réseau de neurone à convolution préformé au niveau des caractéristiques.

Si :

- Le vecteur colonne  $V_1$  représente le descripteur 1.
- Le vecteur colonne  $V_2$  représente le descripteur 2.
- Le vecteur colonne  $V_{Fusion}$  représente la fusion au niveau de caractéristiques de deux descripteurs 1 et 2.



**Figure 3.9 :** Système de vérification faciale de la parenté par la fusion des descripteurs réseau de neurone à convolution préformé au niveau de caractéristiques.

Nous utilisons six méthodes de fusion qui sont :

- La fusion par concaténation :

$$V_{Fusion} = [V_1 ; V_2]$$

- La fusion par moyenne :

$$F_{\text{fusion}} = (V_1 + V_2)/2$$

- La fusion par produit :

$$V_{\text{Fusion}} = (V_1 * V_2)$$

- La fusion par soustraction:

$$V_{\text{Fusion}} = (V_1 - V_2)$$

- La fusion par minimum:

$$V_{\text{Fusion}} = \min(V_1, V_2)$$

- La fusion par maximum:

$$V_{\text{Fusion}} = \max(V_1, V_2)$$

Le tableau 3.3 et les figures 3.10, 3.11 présentent la comparaison de ces méthodes de fusion de caractéristiques.

Nous utilisons la fusion des couches Fc6 et Fc7 pour les deux descripteurs VGG Face et AlexNet. L'image de visage utilisé sans découpage.



### Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

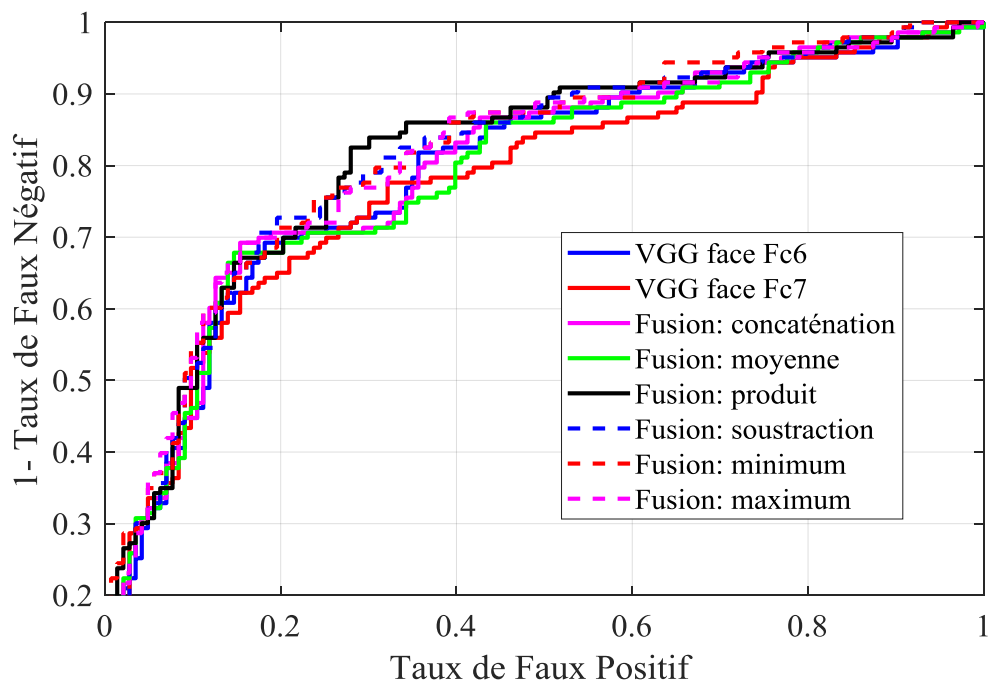
---

	VGG Face	AlexNet
Fc6	76.67	74.39
Fc7	75.24	73.74
Concaténation	77.69	73.74
Moyenne	76.65	74.44
Produit	75.94	73.70
Soustraction	<b>78.68</b>	74.37
Minimum	77.36	73.69
Maximum	76.58	<b>74.70</b>

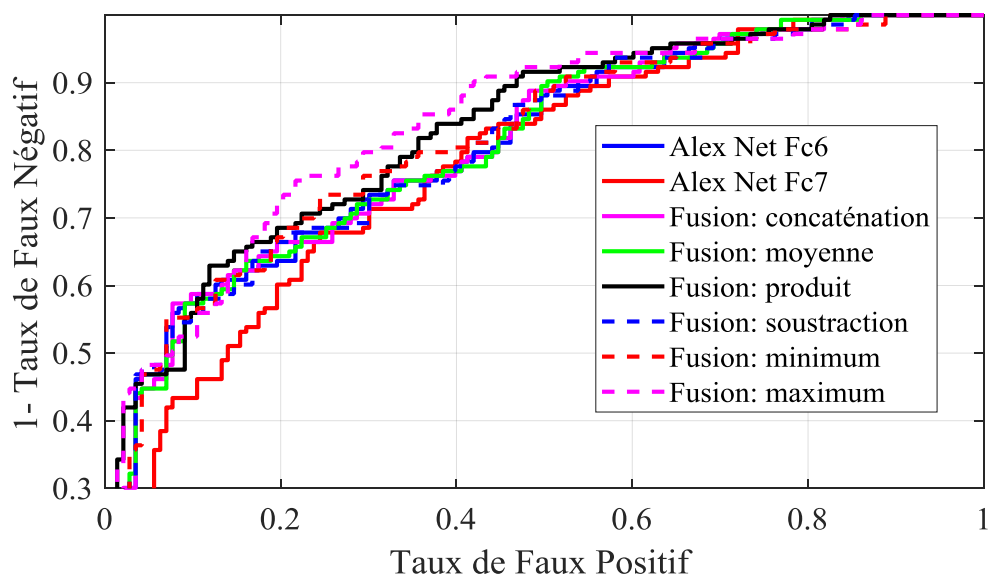
**Tableau 3.3 :** Comparaison de méthode de fusion au niveau de caractéristiques.

Le tableau 3.3 montre :

- La fusion par moyenne et soustraction améliore la précision de vérification faciale de la parenté pour les deux descripteurs VGG Face et AlexNet.
- La meilleure méthode de fusion de caractéristiques est soustraction pour VGG Face et maximum pour AlexNet
- Le meilleur résultat est obtenu par la soustraction de Fc6 et Fc7 de descripteur VGG Face avec un taux de précision égale **78.68%**.



**Figure 3.10 :** Comparaison de méthode de fusion au niveau de caractéristiques (VGG Face).



**Figure 3.11 :** Comparaison de méthode de fusion au niveau de caractéristiques (AlexNet).

### 3.4 Comparaison avec état de l'art :

Dans cette section, nous avons présenté une comparaison de notre travail avec les travaux de la littérature scientifique en vérification faciale de la parenté sur la base de données Cornell Kinship en fonction du taux de précision. Le tableau 3.4 montre cette expérience.

<b>Auteur</b>	<b>Année</b>	<b>Méthode</b>	<b>Précision (%)</b>
Fang et al. [38]	2010	Pictorial structure model	70.67
Turk et Pentland [39]	2014	Discriminative multimedric learning	73.50
Lu et al. [40]	2014	Neighborhood Repulsed Metric Learning	71.60
Yan et al. [18]	2014	Prototype discriminative feature learning	71.90
[41]	2017	Multiple Kernel Similarity Metric-LPQ	<b>81.89</b>
<b>Nous</b>	<b>2018</b>	<b>Soustraction de Fc6 et Fc7 de descripteur VGG Face</b>	<b>78.68</b>

**Tableau 3.4 :** Comparaisons de taux de précision de notre système de vérification de la parenté avec différentes méthodes sur la base de données Cornell Kinship.

Le tableau 3.4 montre que notre système de vérification faciale de la parenté par soustraction de Fc6 et Fc7 de descripteur réseau de neurone à convolution préformé VGG Face donne de précision meilleure que tous les travaux de la littérature scientifique sur la base de données Cornell Kinship sauf le travail de [41] en 2017 avec différence de 2%.

### 3.5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats obtenus en effectuant une étude comparative sur les performances des couches Fc6 et Fc7 pour les deux descripteurs VGG Face et AlexNet sans le avec d découpage. Puis nous avons essayé l'amélioration de précision de notre système de vérification faciale de la parenté par la fusion de plusieurs descripteurs au niveau de caractéristiques. Enfin nous avons présenté une comparaison avec état de l'art.

Les résultats obtenus dans notre travail sont :

- Le découpage de l'image n'améliore pas la précision pour tous les descripteurs étudiés.
- Le descripteur VGG face donne de précision meilleure que AlexNet.
- Le meilleur résultat est obtenu avec VGG Face la couche Fc6 avec un taux de précision égal 76.67%.
- Le meilleur résultat de fusion est obtenu par la soustraction de Fc6 et Fc7 dedescripteur VGG Face un taux de précision égal 78.68%.
- Notre système de vérification faciale de la parenté donne de précision meilleure que tous les travaux de la littérature scientifique sur la base de données Cornell Kinship sauf le travail de [41] en 2017 avec différence de 2%.

*Conclusion*  
*Générale*

La biométrie est un domaine à la fois passionnant 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.

Dans cette mémoire, nous sommes intéressés au problème de la vérification de la parenté. Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître la relation de la parenté entre deux individus par leurs visages en utilisant les réseaux de neurones à convolution. Parmi les réseaux de neurones à convolution les plus utilisées dans ce domaine le premier (VGG Face), c'est un réseau de neurone à convolution préformé fournit des descripteurs spécialement formés pour la reconnaissance faciale. Le second réseau est Alex Net, Il a été initialement formé pour reconnaître 1000 objets différents.

Dans la section de résultats nous avons étudié : l'effet de découpage de l'image de visage, les performances du système sans utilisation du descripteur réseau de neurone à convolution préformé et les performances des couches Fc6 et Fc7 pour les deux descripteurs VGG Face et AlexNet.

Les résultats de cette mémoire montrent :

- Le découpage de l'image n'améliore pas la précision pour tous les descripteurs étudiés.
- Le descripteur VGG face donne de précision meilleure que AlexNet.
- Le meilleur résultat est obtenu avec VGG Face la couche Fc6 avec un taux de précision égal **76.67%**.
- Le meilleur résultat de fusion est obtenu par la soustraction de Fc6 et Fc7 de descripteur VGG Face un taux de précision égal **78.68%**.
- Notre système de vérification faciale de la parenté donne de précision meilleure que tous les travaux de la littérature scientifique sur la base de données Cornell Kinship sauf le travail de en 2017 avec différence de 2%.

### **Perspectives :**

Les perspectives d'évolution de ce travail sont :

- Utiliser une méthode de classification après l'extraction des caractéristiques par le réseau de neurone à convolution préformé comme SVM.
- Étudier la fusion de scores.

# *Bibliographie*



## Bibliographies

---

- [1] Pantic, M., & Rothkrantz, L. J. (2003). Toward an affect-sensitive multimodal human-computer interaction. *Proceedings of the IEEE*, 91(9), 1370-1390.
- [2] Fu, Y., Guo, G., & Huang, T. S. (2010). Age synthesis and estimation via faces: A survey. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32(11), 1955-1976.
- [3] Bottino, A., & Laurentini, A. (2010, June). The analysis of facial beauty: an emerging area of research in pattern analysis. In *International Conference Image Analysis and Recognition* (pp. 425-435). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [4] Allano, L. (2009). *La Biométrie multimodale: stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles* (Doctoral dissertation, Evry, Institut national des télécommunications).
- [5] Vieira, TF. (2013). *d'identifier la parenté des repères à partir d'images faciales*.
- [6] DeBruine, L. M., Smith, F. G., Jones, B. C., Roberts, S. C., Petrie, M., & Spector, T. D. (2009). Kin recognition signals in adult faces. *Vision research*, 49(1), 38-43.
- [7] Lamba, H., Sarkar, A., Vatsa, M., Singh, R., & Noore, A. (2011, October). Face recognition for look-alikes: A preliminary study. In *Biometrics (IJCB), 2011 international joint conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [8] Lin, S. H. (2000). An introduction to face recognition technology. *Informing Science*, 3(1), 1-8.
- [9] Almuashi, M., Hashim, S. Z. M., Mohamad, D., Alkawaz, M. H., & Ali, A. (2017). Automated kinship verification and identification through human facial images: a survey. *Multimedia Tools and Applications*, 76(1), 265-307.
- [10] Tan, X., Chen, S., Zhou, Z. H., & Zhang, F. (2006). Face recognition from a single image per person: A survey. *Pattern recognition*, 39(9), 1725-1745.
- [11] Senior, A. W., & Bolle, R. M. (2002). Face recognition and its application. In *Biometric solutions* (pp. 83-97). Springer, Boston, MA.
- [12] Lu, J., Hu, J., Zhou, X., Zhou, J., Castrillón-Santana, M., Lorenzo-Navarro, J., ... & Vieira, T. F. (2014, September). Kinship verification in the wild: The first kinship verification competition. In *Biometrics (IJCB), 2014 IEEE International Joint Conference on* (pp. 1-6). IEEE.

## Bibliographies

---

- [13] Lu, J., Hu, J., Liong, V. E., Zhou, X., Bottino, A., Islam, I. U., ... & Mahpod, S. (2015, May). The fg 2015 kinship verification in the wild evaluation. In *Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2015 11th IEEE International Conference and Workshops on* (Vol. 1, pp. 1-7). IEEE..
- [14] Zhou, X., Lu, J., Hu, J., & Shang, Y. (2012, October). Gabor-based gradient orientation pyramid for kinship verification under uncontrolled environments. In *Proceedings of the 20th ACM international conference on Multimedia* (pp. 725-728). ACM
- [15] Wang, X., & Kambhamettu, C. (2014, October). Leveraging appearance and geometry for kinship verification. In *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on* (pp. 5017-5021). IEEE.
- [16] Xia, S., Shao, M., & Fu, Y. (2012, November). Toward kinship verification using visual attributes. In *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on* (pp. 549-552). IEEE..
- [17] Fang, R., Tang, K. D., Snavely, N., & Chen, T. (2010, September). Towards computational models of kinship verification. In *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on* (pp. 1577-1580). IEEE.
- [18] Yan, H., Lu, J., & Zhou, X. (2015). Prototype-based discriminative feature learning for kinship verification. *IEEE Transactions on cybernetics*, 45(11), 2535-2545.
- [19] Bottinok, A., Islam, I. U., & Vieira, T. F. (2015, May). A multi-perspective holistic approach to Kinship Verification in the Wild. In *Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2015 11th IEEE International Conference and Workshops on* (Vol. 2, pp. 1-6). IEEE.
- [20] Zhou, X., Shang, Y., Yan, H., & Guo, G. (2016). Ensemble similarity learning for kinship verification from facial images in the wild. *Information Fusion*, 32, 40-48.
- [21] Zhao, Y. G., Song, Z., Zheng, F., & Shao, L. (2018). Learning a Multiple Kernel Similarity Metric for kinship verification. *Information Sciences*, 430, 247-260.
- [22] Zhang, K., Zhang, Y., Huang, C. Song, H. Wu, and L. Wang, (2015). "Kinship verification n with deep convolutional neural net works, " in Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC) *International Conference*. 148.1– 148.12.

## Bibliographies

---

- [23] Wu, X., Boutellaa, E., López, M. B., Feng, X., & Hadid, A. (2016, December). On the usefulness of color for kinship verification from face images. In *Information Forensics and Security (WIFS), 2016 IEEE International Workshop on* (pp. 1-6). IEEE.
- [24] <https://ujjwalkarn.me/2016/08/11/intuitive-explanation-convnets>
- [25] Hubara, I., Courbariaux, M., Soudry, D., El-Yaniv, R., & Bengio, Y. (2016). Quantized neural networks: Training neural networks with low precision weights and activations. *arXiv preprint arXiv:1609.07061*.
- [26] Dos Santos, C., & Gatti, M. (2014). Deep convolutional neural networks for sentiment analysis of short texts. In *Proceedings of COLING 2014, the 25th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers* (pp. 69-78).
- [27] Deep Learning Methods for Vision, CVPR 2012 Tutorial
- [28] Clarifai / Technology
- [29] CrossValidated.: machine learning and deep learning(neurai nets) what do the fully connected layers do in CNNs? Feb10.2016
- [30] QURA article: Sebastian Raschka, Author of Python Machine Learning, researcher applying ML to computational bio .17 aout 2015 : What is the difference between deep learning and usual machine learning?
- [31] QURA article: Jean Da Rolt, PhD, Computer Engineer, Professor 26.12.2017: How is a convolutional neural network able to learn invariant features?
- [32] Wang, X., Ruan, Q., An, G., & Jin, Y. (2013, October). 2D+ 3D face recognition using Dual-tree Wavelet Transform. In *TENCON 2013-2013 IEEE Region 10 Conference (31194)* (pp. 1-4). IEEE.
- [33] Parkhi, O.M., Vedaldi, A., Zisserman, A.: Deep face recognition. In: British Machine Vision Conference. (2015)
- [34] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 1097-1105).
- [35] <https://www.saagie.com/fr/blog/object-detection-part1>
- [36] Oussama Brahim, Étude des descripteurs locaux sur les espaces de couleur pour la vérification faciale de la parenté. Mémoire de Fin d'Etudes En vue de l'obtention du diplôme: MASTER, Filière : électronique, option : signaux et communications. Université Mohamed Khider Biskra. 2017.

## Bibliographies

---

- [37] Kohli, N., Vatsa, M., Singh, R., Noore, A., & Majumdar, A. (2017). Hierarchical representation learning for kinship verification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(1), 289-302.
- [38] Fang, R., Tang, K. D., Snavely, N., & Chen, T. (2010, September). Towards computational models of kinship verification. In *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on* (pp. 1577-1580). IEEE.
- [39] Yan, H., Lu, J., Deng, W., & Zhou, X. (2014). Discriminative multimetric learning for kinship verification. *IEEE Transactions on Information forensics and security*, 9(7), 1169-1178.
- [40] Lu, J., Zhou, X., Tan, Y. P., Shang, Y., & Zhou, J. (2014). Neighborhood repulsed metric learning for kinship verification. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 36(2), 331-345.
- [41] Zhao, Y. G., Song, Z., Zheng, F., & Shao, L. (2018). Learning a Multiple Kernel Similarity Metric for kinship verification. *Information Sciences*, 430, 247-260.