

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication

Département d'Informatique et des Technologies de l'Information



**Mémoire** afin d'obtenir le master Informatique et Technologie de l'Information  
Administration et Sécurité Réseau

Présenté par : MEKHLouFI Siham

**Thème :**

**Traduction d'image à image pour la  
reconnaissance faciale à l'aide d'images de  
visages occultés**

Devante le jury

<b>President:</b>	<b>Dr:Benbezziane Mohamed</b>	<b>UKM Ouargla</b>
<b>Encadreur:</b>	<b>Dr: Azzaoui Hanane.</b>	<b>UKM Ouargla</b>
<b>Examineur:</b>	<b>Dr:Khaldi Yacine</b>	<b>UKM Ouargla</b>

Année universitaire: 2023/2024

# Remerciement

## Remerciement

*Tout d'abord, nous voudrions remercier "ALLAH" Tout-Puissant,*

*Nous souhaitons exprimer notre profonde gratitude envers tous ceux qui nous ont soutenus et encouragés dans la réalisation de ce mémoire de fin d'études.*

*Tout d'abord, nous tenons à remercier nos chers parents pour leur incessante force, patience et volonté qui nous ont été d'un grand réconfort tout au long de notre parcours académique.*

*Nous adressons également nos plus sincères remerciements à notre, Madame Dr. Azzaoui Hanane, pour sa disponibilité, ses précieux conseils et son soutien constant. Grâce à sa guidance éclairée, nous avons pu mener à bien ce projet de recherche.*

*Nous exprimons également notre gratitude envers les membres du jury pour leur intérêt et leur attention portée à notre travail.*

*Enfin, nous tenons à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire. Votre aide et votre soutien ont été inestimables.*

*Que tous ceux qui ont participé à cette aventure académique soient assurés de notre profonde reconnaissance.*

MEKHLOUFI Siham

# Resumé

## Résumé

L'utilisation de la traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale à l'aide d'images de visages occultés est une approche novatrice qui vise à surmonter les défis posés par les visages partiellement cachés. Cette méthode combine des techniques avancées de traduction d'image avec des algorithmes de reconnaissance faciale pour reconstruire des visages complets à partir d'images partiellement masquées. En utilisant les Generative Adversarial Networks (GAN), cette approche permet de générer des textures de visage photoréalistes et de préserver l'identité des visages reconstruits. Les expériences qualitatives et quantitatives ont validé la capacité de cette méthode à reconstruire les visages et à préserver leur identité, ouvrant ainsi la voie à des applications plus précises et fiables de la reconnaissance faciale dans des scénarios réels.

**Mots clés:** Traduction image à image, visage occlus, Deep learning, Generative Adversarial Networks (GAN), CNN.

# Resumé

## Abstract

Using image-to-image translation for facial recognition using images of occluded faces is a novel approach that aims to overcome the challenges posed by partially occluded faces. This method combines advanced image translation techniques with facial recognition algorithms to reconstruct complete faces from partially obscured images. Using Generative Adversarial Networks (GAN), this approach makes it possible to generate photorealistic face textures and preserve the identity of the reconstructed faces. Qualitative and quantitative experiments validated the ability of this method to reconstruct faces and preserve their identities, paving the way for more accurate and reliable applications of facial recognition in real-world scenarios.

**Keywords:** Image-to-image translation, occluded face, Deep learning, Generative Adversarial Networks (GAN), CNN.

## ملخص

يعد استخدام الترجمة من صورة إلى صورة للتعرف على الوجه باستخدام صور الوجوه المغطاة أسلوبًا جديدًا يهدف إلى التغلب على التحديات التي تطرحها الوجوه المغطاة جزئيًا. تجمع هذه الطريقة بين تقنيات ترجمة الصور المتقدمة وخوارزميات التعرف على الوجه لإعادة بناء الوجوه الكاملة من الصور المحجوبة جزئيًا. باستخدام شبكات الخصومة التوليدية (GAN) ، يتيح هذا النهج إنشاء أنسجة وجه واقعية والحفاظ على هوية الوجوه المعاد بناؤها. أثبتت التجارب النوعية والكمية قدرة هذه الطريقة على إعادة بناء الوجوه والحفاظ على هوياتهم، مما يمهد الطريق لتطبيقات أكثر دقة. وموثوقية للتعرف على الوجه في سيناريوهات العالم الحقيقي

**الكلمات المفتاحية:** ترجمة صورة إلى صورة، التعلم العميق ، شبكات الخصومة الوجه المحجوب،

# Sommaire

## Sommaire

RESUME.....	I
ABSTRACT.....	II
ملخص.....	III
SOMMAIRE .....	IV
LISTE DES FIGURES.....	VII
LISTE DES TABLEAUX.....	VIII
ACRONYMES.....	IX
INTRODUCTION GÉNÉRALE .....	1
<b>I. CHAPITRE I : LA BIOMETRIE.....</b>	<b>2</b>
<b>I.1 Introduction .....</b>	<b>3</b>
<b>I.2 Définition .....</b>	<b>3</b>
<b>I.3 Le rôle de la biométrie .....</b>	<b>3</b>
<b>I.4 L'architecture d'un système biométrique .....</b>	<b>4</b>
<b>I.5 Différentes modalités .....</b>	<b>5</b>
I.5.1 L'analyse physique .....	5
I.5.2 L'analyse comportementale .....	7
I.5.3 Les traces biologiques.....	7
<b>I.6 Domaines d'application de la biométrie .....</b>	<b>8</b>
<b>I.7 Avantages et inconvénients de la biométrie .....</b>	<b>8</b>
I.7.1 Les avantages .....	8
I.7.2 Les inconvénients .....	9
<b>I.8 Limitations des systèmes biométriques.....</b>	<b>9</b>
<b>I.9 Conclusion.....</b>	<b>9</b>

# Sommaire

II. CHAPITRE II: RESEAU CONTRADICTOIRE GENERATIF CONVOLUTIF CONDITIONNEL (CCGAN) .....	10
II.1 Introduction .....	11
II.2 Réseau neuronal artificiel (ANN).....	11
II.3 Réseaux de neurones convolutifs (CNN) .....	12
II.4 Réseau antagoniste génératif (GAN).....	13
II.5 GAN conditionnels cGAN .....	15
II.6 Architecture du GAN .....	15
II.7 Applications réelles des GAN .....	16
II.8 Conclusion.....	17
III. CHAPITRE III : RECONNAISSANCE FACIAL .....	18
III.1 Introduction .....	19
III.2 La biométrie du visage, pourquoi ? .....	19
III.2.1 Sécurité efficace.....	19
III.2.2 Précision améliorée .....	19
III.2.3 Intégration simplifiée .....	19
III.2.4 Système de reconnaissance faciale .....	20
III.3 Évolution de la détection de visage .....	20
III.4 méthodes de reconnaissance.....	21
III.4.1 Nous choisissons d'utiliser DNN .....	21
III.5 Qu'est-ce que les images de visages occultés .....	22
III.6 Les problèmes dans la détection de visage occultés .....	23
III.7 Conclusion.....	24
IV. CHAPITRE IV : METHODE PROPOSÉE ET RESULTATS EXPERIMENTAUX .....	25
IV.1 Introduction .....	26
IV.2 Environnement d'exécution .....	26
IV.2.1 Python .....	26
IV.2.2 Python IDLE.....	26
IV.2.3 PyTorch.....	27

# Sommaire

<b>IV.3</b>	<b>Modèle de classification des visages</b> .....	<b>28</b>
IV.3.1	vgg16.....	28
IV.3.2	vgg19.....	28
IV.3.3	AlexNet.....	29
<b>IV.4</b>	<b>ccGAN model</b> .....	<b>29</b>
<b>IV.5</b>	<b>Explication du programme</b> .....	<b>30</b>
<b>IV.6</b>	<b>Base de données utilisée</b> .....	<b>31</b>
<b>IV.7</b>	<b>Résultats</b> .....	<b>31</b>
<b>IV.8</b>	<b>IV.8 Interface utilisateur graphique</b> .....	<b>33</b>
<b>IV.9</b>	<b>Conclusion</b> .....	<b>36</b>
	<b>CONCLUSION GENERALE</b> .....	<b>37</b>
	<b>REFERENCES</b> .....	<b>38</b>



# Liste des figures

## Liste des figures

Figure I.1 L'architecture d'un système biométrique.....	5
Figure I.2 Système biométrique basé sur l'empreinte .....	5
Figure I.3 Système biométrique basé sur l'Iris .....	6
Figure I.4 Système biométrique basé sur la main .....	6
Figure I.5 Système biométrique basé sur la voix .....	7
Figure I.6 Système biométrique basé sur la signature .....	7
Figure I.7 Système biométrique basé ADN .....	8
Figure II.1 L'architecture d'ANN.....	12
Figure II.2 L'architecture d'CNN .....	13
Figure II.3 L'architecture du GAN.....	15
Figure III.1 Système de reconnaissance faciale typique .....	20
Figure III.2 méthodes de reconnaissance faciale .....	21
Figure III.3 images de visages occluses et non occluses .....	23
Figure III.4 Exemples d'occlusion du visage .....	23
Figure IV.1 L'architecture de VGG16 .....	28
Figure IV.2 L'architecture de VGG19 .....	29
Figure IV.3 L'architecture de AlexNet .....	29
Figure IV.4 utilisant le GAN conditionnel .....	30
Figure IV.5 Résultats avec 50 epochs.....	31
Figure IV.6 Résultats avec 500 epochs.....	32
Figure IV.7 Résultats avec 1000 epochs.....	32
Figure IV.8 graphiques de fonction de perte dans les modèles de CNN. ....	33
Figure IV.9 Interface utilisateur graphique.....	34
Figure IV.10 Retirez les lunettes à l'aide de notre logiciel .....	35
Figure IV.11 Retirez le masque à l'aide de notre programme.....	36

# Liste des Tableaux

## Liste des Tableaux

Tableau IV.1 Le nombre de données dans la base de données .....	31
Tableau IV.2 Précisions .....	32

# Acronymes

## Acronymes

ADN : Acide Désoxyribo Nucléique

CNN: Convolutional Neural Networks

SVM : Machine à Vecteurs de Support

CGAN: Convolutional Generative Adversarial Network

ANN : artificial Neural Network

GAN: Generative Adversarial Network

GPU : Graphics Processing Unit

VGG: Visual Geometry Group

# Introduction générale

## Introduction générale

Dans notre ère moderne, où la mobilité et la connectivité sont devenues des aspects essentiels de la vie quotidienne, les technologies de l'information ont un impact profond sur la manière dont nous interagissons avec le monde qui nous entoure. Les appareils mobiles et les réseaux sociaux ont transformé la façon dont nous accédons aux services et aux informations, que ce soit pour les transactions bancaires, les achats en ligne, les réservations de voyage, ou même les interactions sociales. Au cœur de cette révolution technologique se trouvent la reconnaissance faciale, une technologie qui a gagné en importance pour fournir des services sécurisés et personnalisés. Cependant, un défi majeur auquel sont confrontés les systèmes de reconnaissance faciale est la capacité à reconnaître les visages même lorsqu'ils sont partiellement masqués ou occultés. C'est dans ce contexte que la traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale prend toute son importance.

En combinant des avancées en vision par ordinateur et en apprentissage automatique, nous visons à développer des techniques et des modèles robustes pour reconstruire des visages complets à partir d'images partiellement masquées, améliorant ainsi la précision et la fiabilité des systèmes de reconnaissance faciale. Cette méthode repose sur l'utilisation de réseaux antagonistes génératifs (GAN) pour générer des textures de visage photoréalistes et préserver l'identité des visages reconstruits. D'autre part, les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) sont utilisés pour la reconnaissance des cibles dans les images. Les CNN sont spécialement conçus pour la reconnaissance et la classification d'images.

Pour ce faire, nous avons structuré notre mémoire en cinq chapitres. Dans le premier chapitre nous présenterons l'Introduction à la Biométrie, Ce chapitre établira les bases théoriques et conceptuelles de la biométrie, en expliquant ses principes fondamentaux, ses différentes modalités (empreintes digitales, iris, visage, etc.). Le deuxième chapitre sera consacré à présenter la technologie des GAN et son utilisation dans la traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale. Il expliquera le fonctionnement des GAN, leur rôle dans la génération de textures de visage réalistes tout en préservant l'identité des visages reconstruits, ainsi que leurs avantages et leurs limites. Le troisième chapitre, sera consacré spécifiquement au sujet des images de visages occultés et les défis qu'elles posent à la reconnaissance faciale. Il discutera des différents types d'occlusions possibles (lunettes, masques, cheveux, etc.), des problèmes associés à ces occlusions pour les systèmes de reconnaissance faciale traditionnels, ainsi que des besoins en matière de traduction d'image à image pour surmonter ces défis. Le quatrième chapitre sera consacré à les résultats et les conclusions de l'étude expérimentale menée dans le cadre du mémorandum. Il fournira une analyse détaillée des expériences réalisées, des méthodes utilisées, des performances obtenues en termes de reconnaissance faciale avec images de visages occultés. Dans le dernier chapitre, nous exposerons ainsi que des perspectives futures et des recommandations basées sur ces résultats. Chaque chapitre contribuera à éclairer et à approfondir un aspect spécifique de la recherche sur la traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale avec des visages occultés, fournissant ainsi une vue d'ensemble complète et approfondie de la problématique étudiée.

# **I. Chapitre I : La biométrie**

## I.1 Introduction

La biométrie, en tant que technologie de reconnaissance automatique des individus basée sur leurs caractéristiques physiques ou comportementales, a pris une importance croissante ces dernières années. Cette approche offre de nombreux avantages en matière de sécurité et d'identification, la rendant essentielle dans de nombreux domaines tels que le contrôle d'accès, la surveillance, les services financiers et la justice.

Cependant, l'utilisation de la biométrie, en particulier la reconnaissance faciale, fait face à des défis majeurs lorsqu'il s'agit de traiter des images de visages partiellement occultés. Ces occultations, causées par des éléments tels que des lunettes de soleil, des écharpes ou des expressions faciales, peuvent significativement dégrader les performances des systèmes de reconnaissance faciale traditionnels.

C'est dans ce contexte que s'inscrit le présent mémorandum, qui explore l'utilisation de la traduction d'image à image pour améliorer la reconnaissance faciale à partir d'images de visages occultés. Cette approche innovante vise à reconstruire des visages complets à partir d'images partiellement masquées, ouvrant ainsi la voie à des applications de reconnaissance faciale plus robustes et fiables.

Ce chapitre introductif présentera les principes fondamentaux de la biométrie, son rôle dans divers domaines, ainsi que les défis spécifiques liés à la reconnaissance faciale en présence d'occultations.

## I.2 Définition

La biométrie fait référence à l'utilisation de caractéristiques physiques et comportementales pour identifier les individus de manière unique. est la science qui consiste à identifier un individu en fonction de ses caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques, ce qui permet de confirmer l'identité d'une personne de manière fiable et sécurisée grâce à des fonctionnalités telles que l'empreinte digitale, l'iris ou la voix. Contrairement aux méthodes d'authentification traditionnelles qui reposent sur quelque chose que vous connaissez (comme un mot de passe) ou quelque chose que vous possédez (comme une carte d'identité), la biométrie concerne quelque chose que vous êtes intrinsèquement ; cela réduit considérablement la possibilité de vol ou de réplique de données. L'adoption de cette méthodologie offre divers avantages en termes de sécurité, de simplicité et de fiabilité — largement applicables dans différents domaines tels que le contrôle d'accès, les services financiers et le système judiciaire

La biométrie est la science qui porte sur l'analyse des caractéristiques physiques ou comportementales propres à chaque individu et permettant l'authentification de son identité. [1]

## I.3 Le rôle de la biométrie

Les technologies biométriques jouent un rôle de premier plan dans le domaine de la cybersécurité, offrant un niveau de sécurité et de commodité supérieur par rapport aux méthodes d'authentification traditionnelles. En se basant sur des caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques, elles permettent aux organisations de vérifier de manière précise l'identité d'un individu et de lui accorder ou de lui refuser l'accès en conséquence.

L'authentification biométrique présente plusieurs avantages :

- **Renforcement de la sécurité** : Les identifiants biométriques sont uniques et difficiles à falsifier, réduisant ainsi considérablement le risque d'accès non autorisé à des informations sensibles. Même en cas de vol de gabarits biométriques, ceux-ci ne peuvent être efficacement utilisés sans la présence physique de la personne concernée.
- **Confort pour l'utilisateur** : Contrairement aux mots de passe ou aux codes PIN sujets à l'oubli ou à la perte, l'authentification biométrique repose sur des caractéristiques intrinsèques de l'individu. Il n'est donc plus nécessaire de mémoriser des mots de passe complexes, ce qui rend l'accès rapide et transparent.
- **Prévention de la fraude** : La biométrie constitue un rempart solide contre l'usurpation d'identité. En validant de manière fiable les caractéristiques uniques d'un individu, les organisations peuvent garantir que seules les personnes autorisées accèdent aux informations sensibles, limitant ainsi les activités frauduleuses.

Dans l'environnement numérique complexe d'aujourd'hui, où les menaces de sécurité sont omniprésentes, l'intégration de la biométrie dans les systèmes de cybersécurité offre une couche supplémentaire de protection et contribue à sécuriser les données sensibles contre les accès non autorisés et les fraudes. [1]

## I.4 L'architecture d'un système biométrique

L'architecture d'un système biométrique comprend généralement deux modules principaux :

- **Module d'apprentissage (enrôlement)** : Cette phase initiale du système biométrique consiste à acquérir ou capturer une caractéristique biométrique de l'utilisateur. Cette caractéristique est ensuite transformée et stockée dans une base de données sous la forme d'un modèle compact du signal. Cette représentation permet de simplifier la phase de reconnaissance ultérieure et réduit la quantité de données à stocker.
- **Module de reconnaissance** : Ce module est activé à chaque fois qu'une personne se présente devant le système biométrique. Il implique l'extraction des paramètres biométriques, similaire à l'étape d'apprentissage, suivie d'une comparaison avec les modèles stockés en base de données. Le système prend ensuite une décision en fonction du mode opératoire spécifique : identification (recherche de correspondance avec un gabarit biométrique dans la base de données) ou vérification (vérification que l'échantillon biométrique correspond bien au gabarit stocké).

Cette architecture permet au système biométrique de gérer efficacement les données biométriques des utilisateurs, en garantissant à la fois la sécurité et l'exactitude des processus de reconnaissance et d'authentification. [2]

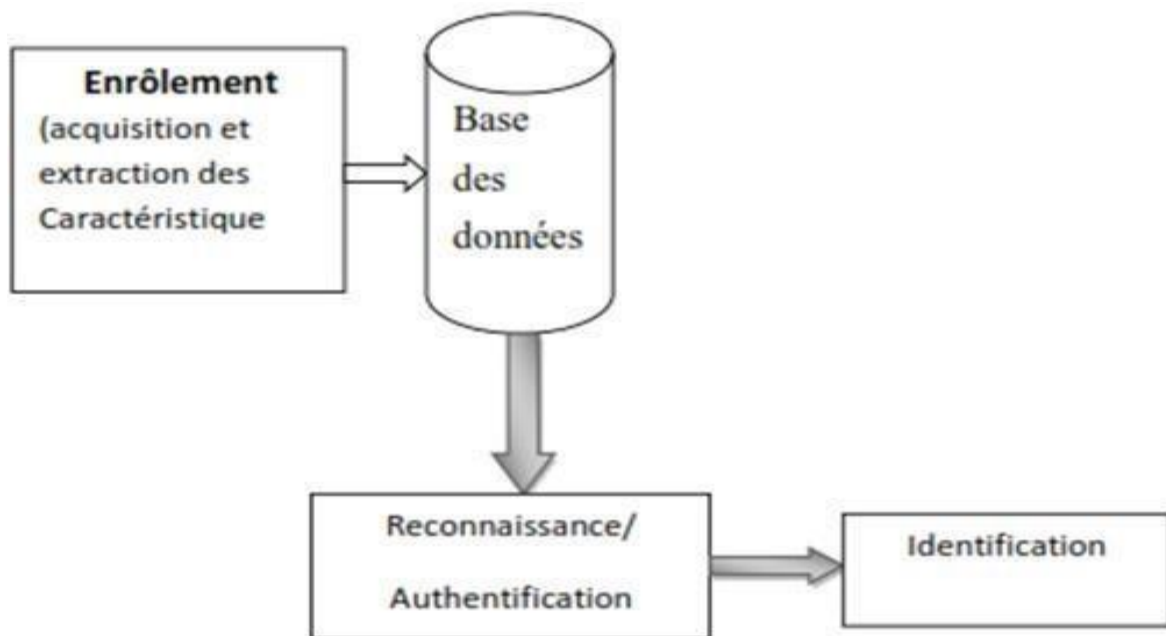


Figure I.1 L'architecture d'un système biométrique

## I.5 Différentes modalités

Différentes modalités biométriques sont utilisées dans diverses applications, chacune ayant ses propres avantages et inconvénients, ce qui influence le choix en fonction de l'application spécifique. Ces techniques biométriques peuvent être regroupées en trois grandes catégories :

### I.5.1 L'analyse physique

**Empreintes digitales** : La reconnaissance des empreintes digitales est l'une des techniques biométriques les plus anciennes et les plus matures. Les empreintes digitales sont formées par les crêtes et les vallées présentes sur la surface du bout des doigts, et chaque doigt d'une personne a des empreintes digitales différentes. [3]



Figure I.2 Système biométrique basé sur l'empreinte



# Chapitre I :

# La biométrie

**L'iris** : L'iris est la membrane colorée de l'œil. Il est unique pour chaque individu, et même les deux iris d'une même personne sont différents. La reconnaissance de l'iris est considérée comme l'une des méthodes biométriques les plus fiables.



Figure I.3 Système biométrique basé sur l'Iris

**La main** : Cette méthode implique l'analyse des caractéristiques de la main d'un individu, telles que sa forme, sa taille, la courbure des doigts, etc. Les systèmes de reconnaissance de la géométrie de la main sont relativement simples à utiliser.[3]



Figure I.4 Système biométrique basé sur la main

## I.5.2 L'analyse comportementale

**La voix** : La reconnaissance du locuteur vise à identifier les caractéristiques uniques de la voix de chaque individu. Cette biométrie est généralement bien acceptée car la voix est un signal naturel à produire. L'extraction des données peut se faire à l'aide d'un téléphone ou d'un microphone, mais elle peut être sensible aux bruits lors de l'acquisition.[3]



Figure I.5 Système biométrique basé sur la voix

**La signature** : C'est une technique simple et facilement acceptée par les utilisateurs, mais la forme de la signature peut varier au fil du temps.



Figure I.6 Système biométrique basé sur la signature

## I.5.3 Les traces biologiques

**ADN (Acide désoxyribonucléique)** : L'ADN représente le code unique, ultime et unidimensionnel de l'individualité, à l'exception des jumeaux qui partagent le même modèle. Il est largement utilisé dans les applications médico-légales pour l'identification des personnes. [4]Cependant, trois inconvénients majeurs limitent son utilisation dans d'autres contextes :

**Contamination et sensibilité** : Il est relativement facile d'obtenir un échantillon d'ADN et de l'utiliser à des fins abusives sans éveiller de soupçons.

**Inconvénients de la reconnaissance automatique en temps réel** : Les technologies actuelles de reconnaissance d'ADN nécessitent des méthodes chimiques complexes et l'intervention d'experts humains pour être effectuées en temps réel, ce qui rend leur mise en œuvre encombrante.

**Vie privée** : L'ADN contient des informations génétiques sensibles, et son utilisation inappropriée peut entraîner des abus ou des discriminations à l'égard des personnes concernées.

Ces considérations soulignent les défis associés à l'utilisation de l'ADN comme modalité biométrique en dehors du domaine médico-légal, mettant en évidence la nécessité d'un équilibre entre la sécurité et le respect de la vie privée lors de l'utilisation de technologies biométriques basées sur les traces biologiques.



Figure I.7 Système biométrique basé ADN

## I.6 Domaines d'application de la biométrie

La biométrie trouve des applications dans de nombreux secteurs, car chaque domaine qui nécessite l'identification ou la vérification d'une personne peut bénéficier de cette technologie. Voici trois domaines d'application de la biométrie :

**Applications commerciales** : La biométrie est utilisée pour assurer la sécurité des données électroniques, faciliter les transactions d'e-commerce, contrôler l'accès à Internet, sécuriser les paiements par cartes de crédit, gérer l'accès physique aux locaux, sécuriser les téléphones cellulaires, gérer les dossiers médicaux, faciliter l'étude à distance, etc.

**Applications gouvernementales** : La biométrie est largement utilisée dans les cartes d'identité nationales, les permis de conduire sécurisés, les systèmes de sécurité sociale, les contrôles aux frontières, la vérification des passeports, etc. Ces applications visent à renforcer la sécurité et à garantir l'identification précise des individus.

**Applications légales** : La biométrie est également utilisée dans des contextes légaux tels que l'identification de personnes décédées, les enquêtes criminelles, la recherche de criminels et la détection de terroristes. Ces applications sont essentielles pour garantir la sécurité publique et contribuer à la résolution d'affaires judiciaires.

## I.7 Avantages et inconvénients de la biométrie

### I.7.1 Les avantages

**Fiabilité** : Les caractéristiques biométriques sont uniques à chaque individu, offrant ainsi un niveau élevé de fiabilité dans l'identification et la vérification.

**Commodité pour l'utilisateur** : L'authentification biométrique repose sur des caractéristiques naturelles de l'individu, éliminant le besoin de se souvenir de mots de passe complexes.

## I.7.2 Les inconvénients

**Coût** : La mise en place de systèmes biométriques peut être coûteuse en termes d'infrastructure et de maintenance.

Les systèmes biométriques peuvent parfois être affectés par des erreurs de reconnaissance, entraînant des faux positifs ou des faux négatifs.

**Vulnérabilité potentielle** : Les systèmes biométriques peuvent être sujets à des attaques telles que la copie d'empreintes digitales ou la falsification d'empreintes vocales, bien que les techniques de sécurité soient en constante évolution pour contrer ces menaces.

## I.8 *Limitations des systèmes biométriques*

Malgré les avantages qu'ils offrent par rapport aux systèmes traditionnels, les systèmes biométriques restent limités à des applications spécifiques telles que les passeports biométriques. Ils présentent plusieurs limitations qui peuvent réduire leur efficacité de manière significative. La première limitation réside dans leur performance. Contrairement aux systèmes d'authentification traditionnels, les systèmes biométriques sont moins précis, avec des pourcentages de similarité généralement inférieurs à 100 %.

Ce manque de précision est attribuable à divers facteurs, notamment la variabilité lors de la capture des données (bruits d'acquisition, utilisation de multiples capteurs, etc.), la variabilité intra-classe (différences dans les données biométriques d'un même individu) et la similarité interclasse (similitudes entre les données biométriques de différents individus).

Une autre limitation de la biométrie est d'ordre culturel ou d'usage. Certaines modalités biométriques, notamment les empreintes digitales, sont souvent perçues négativement et associées à la surveillance et à l'identification de criminels. De plus, selon la modalité utilisée, le contact avec le capteur biométrique peut être perçu comme intrusif et peu hygiénique, suscitant ainsi des inquiétudes chez certains utilisateurs.

Par ailleurs, l'utilisation de la biométrie soulève des préoccupations en matière de respect des droits et des libertés individuelles. Dans certains pays comme la France, les applications biométriques sont soumises à des restrictions strictes par des organismes tels que la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL), limitant ainsi leur utilisation dans des contextes moins sécuritaires, comme le contrôle d'accès aux bâtiments.

Enfin, les systèmes biométriques sont vulnérables à diverses attaques spécifiques. Des recherches ont montré qu'il est possible de compromettre ces systèmes en reproduisant certaines modalités biométriques, même si leur falsification est généralement plus complexe que la découverte de mots de passe.[5,6]

## I.9 Conclusion

Dans cette chapitre, nous avons examiné les diverses technologies employées dans les systèmes biométriques pour l'identification des individus. Nous avons également abordé les systèmes de reconnaissance biométrique, évaluant ainsi leur efficacité. Notre analyse révèle que les systèmes biométriques se montrent particulièrement performants dans le domaine de la sécurité.

## **II. Chapitre II: Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel (ccGAN)**

# Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)

## II.1 Introduction

John Romero dit: «Vous ne pensez peut-être pas que les programmeurs sont des artistes, mais la programmation est une profession extrêmement créative. C'est la créativité basée sur la logique ». Récemment le profond

L'apprentissage a donné un nouveau coup de pouce à cette créativité à travers des modèles génératifs, en particulier

Grâce à des réseaux adversaires génératifs, ou (Gan), cet outil puissant d'apprentissage en profondeur a permis à Christie's (Auctions House) de vendre son premier portrait d'IA pour 432 500 \$, battant des estimations de 10000 \$ (un portrait a été généré par un Gan montre la figure de ce qui semble comme un gentleman du 18e siècle).

Compte tenu également de tenir compte du fait que le prix Turing 2018 a été décerné à un trio de Les chercheurs qui ont jeté les fondements du boom actuel de l'intelligence artificielle: Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton et Yann LeCun, (ce prix connu sous le nom de «prix Nobel de Sciences informatiques »,»), Il s'agit d'une récompense importante pour l'apprentissage en profondeur et tous les domaines de intelligence artificielle parce que l'intelligence artificielle n'avait presque aucune considération comme Ceci de la communauté informatique avant.

Yann LeCun décrit Gans comme: «L'idée la plus intéressante des 10 dernières années Apprentissage automatique ».

Tout le mentionné ci-dessus signifie que l'impact et le potentiel de génération en profondeur Les modèles sont devenus très énormes pour les innovations dans de nombreux domaines.

Les réseaux adversaires génératifs (introduits par Ian Goodfellow en 2014) définissent une ligne de recherche dans le domaine des modèles génératifs qui ont montré des résultats très impressionnants dans la vision informatique.

Dans ce chapitre, nous présenterons la compréhension théorique de Gan, afin d'explorer la possibilité de générer des lettres arabes en utilisant DCGAN (Gan convolutif profond) qui est l'objectif principal de ce projet.

## II.2 Réseau neuronal artificiel (ANN)

Un réseau neuronal artificiel (ANN) est un modèle informatique inspiré de la structure neuronale du cerveau humain. Il est composé de nœuds interconnectés, appelés neurones artificiels, qui sont organisés en couches. Les informations circulent à travers ces nœuds, et le réseau ajuste les forces de connexion, ou poids, pendant l'entraînement pour apprendre à partir des données. Cela lui permet de reconnaître des motifs, de faire des prédictions et de résoudre diverses tâches d'apprentissage automatique et d'intelligence artificielle. Le réseau peut être constitué d'une seule couche ou de plusieurs couches de nœuds interconnectés [7].

## Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)

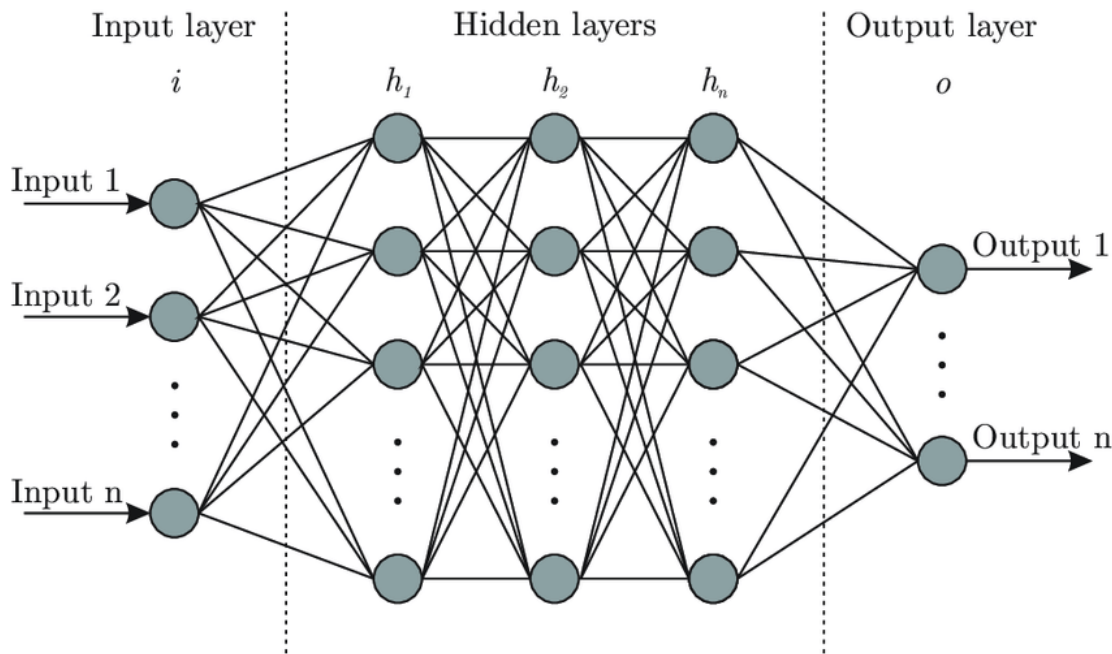


Figure II.1 L'architecture d'ANN.

### II.3 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs utilisent des données tridimensionnelles pour les tâches de classification d'images et de reconnaissance d'objets.

Les réseaux de neurones font partie de l'apprentissage automatique et constituent le cœur des algorithmes d'apprentissage profond. Ils sont composés de couches de nœuds, incluant une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Chaque nœud est connecté à d'autres nœuds et est associé à un poids et un seuil. Si la sortie d'un nœud dépasse le seuil spécifié, ce nœud est activé et envoie des données à la couche suivante. Sinon, aucune donnée n'est transmise.

Bien que nous ayons principalement abordé les réseaux feedforward, il existe différents types de réseaux neuronaux adaptés à divers cas d'utilisation et types de données. Par exemple, les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont souvent utilisés pour le traitement du langage naturel et la reconnaissance vocale, tandis que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont couramment utilisés pour la classification d'images et les tâches de vision par ordinateur. Avant l'avènement des CNN, des méthodes manuelles et laborieuses d'extraction de caractéristiques étaient nécessaires pour identifier les objets dans les images. Les CNN offrent désormais une approche plus évolutive pour ces tâches, en utilisant les principes de l'algèbre linéaire, notamment la multiplication matricielle, pour identifier des motifs au sein des images. Toutefois, ces réseaux sont gourmands en ressources informatiques et nécessitent des unités de traitement graphique (GPU) pour l'entraînement des modèles. [8]



## Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)

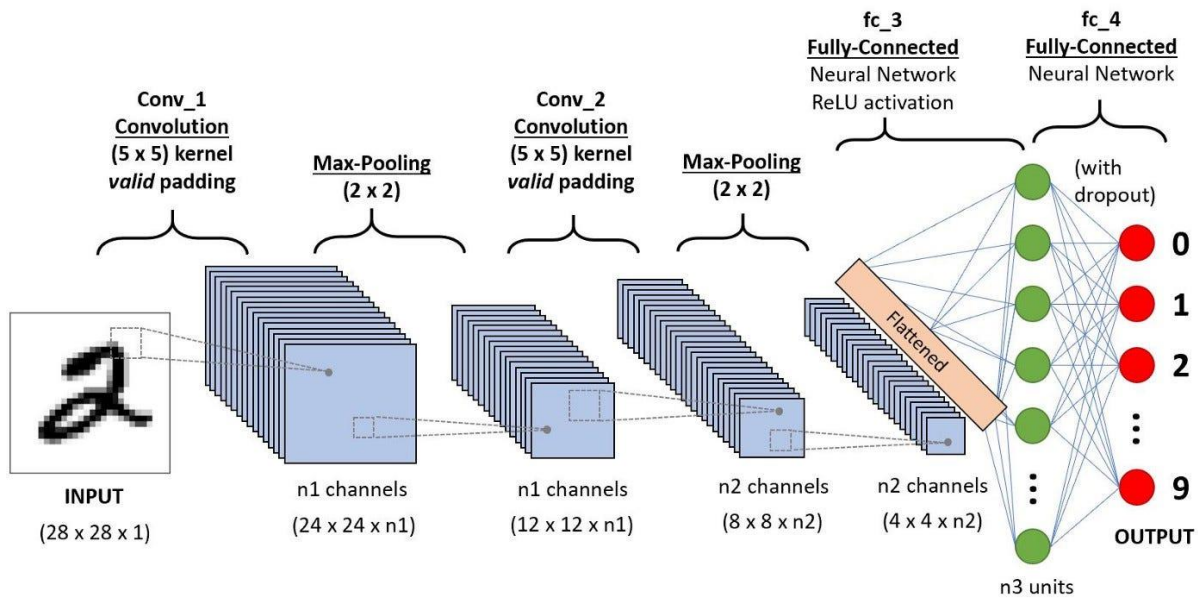


Figure II.2 L'architecture d'CNN

### II.4 Réseau antagoniste génératif (GAN)

Un réseau antagoniste génératif (GAN) est une architecture de réseau neuronal utilisée pour la modélisation générative. Cette approche a été décrite dans un article de 2014 par Ian Goodfellow. En général, la modélisation générative consiste à utiliser un modèle pour créer de nouveaux exemples qui semblent plausibles et qui proviennent d'une distribution existante d'échantillons. Par exemple, cela peut impliquer la génération de nouvelles images qui ressemblent mais qui sont distinctes d'un ensemble de données d'images existantes.

La structure d'un modèle GAN comprend deux sous-modèles principaux : un modèle générateur chargé de produire de nouveaux exemples et un modèle discriminateur chargé de déterminer si les exemples générés sont réels (c'est-à-dire s'ils appartiennent au domaine des données) ou faux (c'est-à-dire générés par le modèle générateur).

- **Générateur** : Modèle utilisé pour générer de nouveaux exemples plausibles du domaine Problème.
- **Discriminateur** : Modèle qui est utilisé pour classer les exemples comme réels (du domaine) ou faux (générés).

Les réseaux adversaires génératifs sont basés sur un scénario théorique du jeu dans lequel le réseau générateur doit rivaliser avec un adversaire. Le réseau générateur produit directement des échantillons. Son adversaire, le réseau discriminateur, tente de faire la distinction entre les échantillons tirés des données de formation et des échantillons tirés du générateur.

L'histoire des réseaux antagonistes génératifs (GAN) représente un voyage fascinant marqué par des progrès significatifs dans le domaine de l'intelligence artificielle. Examinons de plus près les jalons et les développements clés de l'histoire des GAN :



## **Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)**

### **1. Conceptualisation (2014) :**

Les GAN ont été introduits par Ian Goodfellow et ses collègues dans un article intitulé "Generative Adversarial Nets" en 2014. Goodfellow, avec Yoshua Bengio et d'autres, a proposé une idée novatrice : entraîner deux réseaux neuronaux dans un environnement compétitif, l'un générant des données et l'autre évaluant leur authenticité.

### **2. Développements précoces (2014-2015) :**

Le document initial sur les GAN a suscité un vif intérêt au sein de la communauté des chercheurs en IA. Des expérimentations ont été menées pour démontrer la capacité des GAN à générer des échantillons de données synthétiques dans divers domaines, tels que les images, le texte et le son.

### **3. Variantes et améliorations architecturales (2016) :**

Des variantes et des améliorations architecturales des GAN ont été introduites pour accroître leur stabilité et leur efficacité. Cela inclut le DCGAN (Deep Convolutional GAN), qui utilise des réseaux neuronaux convolutifs pour générer des images, ainsi que le LSGAN (Least Squares GAN), améliorant la stabilité de l'apprentissage.

### **4. GAN conditionnels (2014-2016) :**

L'extension du cadre des GAN aux GAN conditionnels (cGAN) a permis au générateur et au discriminateur de prendre des informations d'entrée supplémentaires, facilitant la génération d'échantillons de données spécifiques en fonction des conditions désirées, comme dans la traduction d'image à image.

### **5. Transfert de style et applications artistiques (2016-2017) :**

Les GAN ont été reconnus pour leur capacité à effectuer un transfert de style, permettant la transformation d'images dans différents styles artistiques, ouvrant la voie à des applications artistiques et à la synthèse d'images réalistes.

### **6. WGAN et techniques de formation améliorées (2017) :**

L'introduction de Wasserstein GAN (WGAN) a résolu des problèmes de stabilité d'apprentissage en utilisant une fonction de perte différente, rendant la formation des GAN plus fiable et produisant de meilleurs résultats.

### **7. GAN progressifs et super-résolution (2017-2018) :**

Les GAN progressifs ont été développés pour générer progressivement des images haute résolution couche par couche, améliorant notamment la super-résolution et la qualité des images produites.

### **8. BigGAN et génération à grande échelle (2018-2019) :**

BigGAN a démontré la capacité des GAN à générer des images de haute qualité et haute résolution, ouvrant la voie à des tâches génératives à grande échelle.

### **9. StyleGAN et Deepfakes (2019) :**

## Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)

StyleGAN a introduit une architecture permettant de contrôler le style et les attributs des images générées, entraînant une personnalisation accrue des images. Cette technologie a également été utilisée dans les applications de deepfake, soulevant des questions éthiques.

### 10.Applications des GAN (années 2020s) :

Les GAN ont trouvé des applications diverses, notamment dans le domaine de la santé pour la génération d'images médicales et la recherche de médicaments. Ils continuent d'évoluer dans des domaines variés tels que la robotique et le traitement du langage naturel. ,[9]

## II.5 GAN conditionnels cGAN

Les GAN conditionnels sont apparus en (2014-2016) ,Les chercheurs ont étendu le cadre GAN pour inclure tous les GAN conditionnels (cGAN), dans lesquels le générateur et le discriminateur prennent des informations d'entrée supplémentaires, permettant ainsi de générer des échantillons de données spécifiques en fonction des conditions souhaitées. Cela a donné naissance à des applications telles que la traduction d'image à image. En appliquant des étiquettes de classe, ce type de GAN permet au réseau de s'adapter à des informations nouvelles et spécifiques. En conséquence, lors de la formation GAN, le réseau reçoit des images avec leurs véritables étiquettes, telles que « rose », « tournesol » ou « tulipe », pour l'aider à apprendre à les distinguer[10].

## II.6 Architecture du GAN

L'architecture de base des GAN telle que décrite par Ian Goodfellow en 2014. Les GAN incluent Deux réseaux de neurones jouant ensemble. Le discriminateur tente de déterminer L'information est vraie ou fausse. Un autre réseau neuronal, appelé générateur, tente de Créez des données que le discriminateur considère comme vraies.

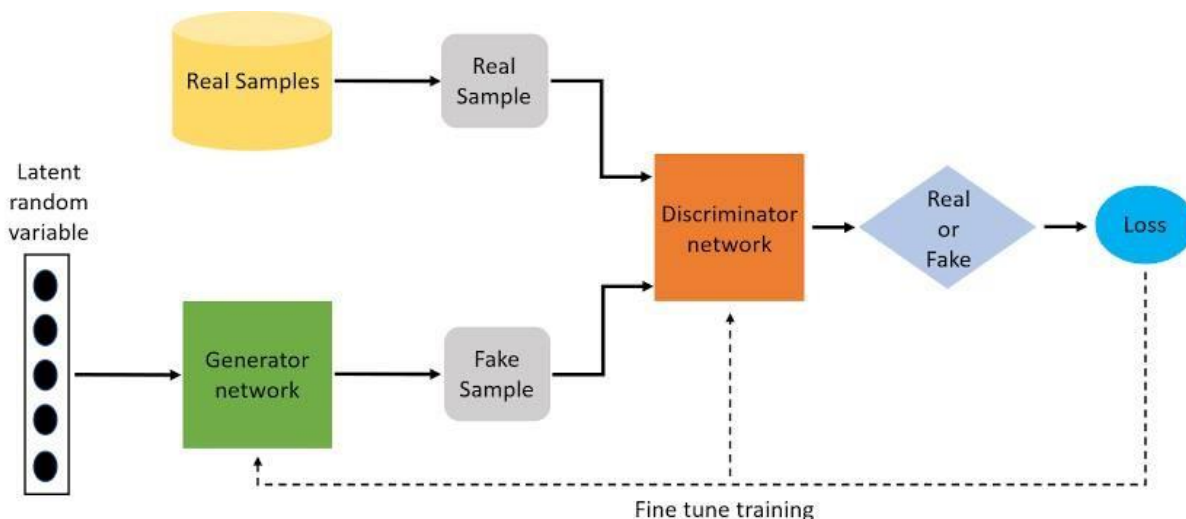


Figure II.3 L'architecture du GAN

Ce concept est illustré dans la figure 2.1. Le réseau neuronal supérieur est le discriminateur, dont la tâche est de faire la distinction entre les informations réelles contenues dans l'ensemble d'apprentissage et les informations réelles contenues dans le générateur.de la création. Dans la structure GAN la plus simple, le générateur démarre avec des données aléatoires, Apprenez à transformer ce bruit en information qui correspond à une distribution réaliste données.

## Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)

Le générateur ne voit jamais de données réelles ; il doit apprendre à créer des informations réalistes ; En recevant les commentaires du discriminateur. C'est ce qu'on appelle une perte contradictoire, lorsque Lorsqu'il est mis en œuvre correctement, cela fonctionne étonnamment bien.. En fait, les techniques de régularisation telles que Parce que les couches d'abandon sont souvent utilisées dans les GAN car le générateur peut suradapter la formation

Mis en œuvre à travers ce processus d'apprentissage complètement indirect.Plus ces deux réseaux de neurones jouent à ce jeu longtemps, plus ils s'affinent mutuellement.Compétence. Le discriminateur devient très efficace pour détecter les fausses données, tandis que le générateur Apprendre à générer des informations impossibles à distinguer des informations observées dans la réalité monde. on se retrouve avec deux réseaux de neurones GAN qui font très bien leur travail,[11,12,13]

### II.7 Applications réelles des GAN

Les GAN ont trouvé un large éventail de cas d'utilisation réels dans divers secteurs en raison de leur capacité à générer des données qui ressemblent beaucoup à des données réelles.

#### 1. Génération et édition d'images :

- Illustrations et graphiques : les GAN créent des illustrations réalistes, des modèles 3D et des graphiques pour les jeux vidéo et le cinéma.
- Génération de visages : les GAN produisent des visages synthétiques de haute qualité utilisés en infographie, design de personnages et deepfake.
- Transfert de style : les GAN permettent le transfert de styles artistiques entre les images, permettant aux utilisateurs d'appliquer les caractéristiques de peintres célèbres à leurs photos.

#### 2. Imagerie médicale :

- Augmentation d'images : les GAN génèrent des images médicales supplémentaires pour améliorer la précision des diagnostics.
- Reconstruction IRM et CT : les GAN améliorent la résolution des images médicales pour un diagnostic plus précis.

#### 3. Mode et design:

- Conception de vêtements : les GAN aident à concevoir des vêtements et des textiles en générant différentes options de style et de motifs.
- Essayage virtuel: les GAN offrent des expériences d'essayage virtuel pour visualiser les vêtements avant l'achat.

#### 4. Jeux vidéo :

- Génération de contenu procédural : les GAN créent des environnements de jeu et des personnages de manière procédurale.
- Synthèse de textures : les GAN produisent des textures réalistes pour les objets et les personnages du jeu.[9]

## **Chapitre II : Réseau contradictoire génératif convolutif conditionnel(ccGAN)**

### **II.8 Conclusion**

Les GAN ont parcouru un long chemin, bénéficiant de nombreuses améliorations et avancées qui en ont fait un outil incontournable dans le domaine de l'intelligence artificielle pour les tâches génératives. Malgré les obstacles tels que la stabilité de l'apprentissage, les préoccupations éthiques, les chercheurs et développeurs continuent de travailler activement sur ces défis.

Cependant, malgré ces défis, les GAN demeurent un domaine de recherche passionnant et en constante évolution, apportant des avancées significatives dans de nombreux domaines.

### **III. Chapitre III : Reconnaissance facial**

## III.1 Introduction

La reconnaissance faciale est une technologie cruciale dans diverses applications, notamment la sécurité, la surveillance et la biométrie. Cependant, les performances des systèmes de reconnaissance faciale peuvent être considérablement dégradées lorsque les images des visages sont partiellement masquées. Des occlusions peuvent survenir pour diverses raisons telles que des accessoires, des variations de pose ou des facteurs environnementaux. Ces dernières années, les chercheurs ont exploré des techniques innovantes pour améliorer la robustesse des systèmes de reconnaissance faciale en présence d'occlusions. L'une de ces approches est la traduction d'image à image, qui consiste à transformer des images de visages masquées en images non masquées. Cette technique a montré des résultats prometteurs en améliorant la précision des systèmes de reconnaissance faciale. Ce chapitre approfondira le concept de traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale à l'aide d'images de visages occluses, explorant les avantages et les défis associés à cette approche.

## III.2 La biométrie du visage, pourquoi ?

### III.2.1 Sécurité efficace

La reconnaissance faciale est un système de vérification rapide et efficace. Elle est plus rapide et plus pratique que d'autres technologies biométriques comme les empreintes digitales ou les scans rétiniens. La reconnaissance faciale comporte également moins de points de contact que la saisie de mots de passe ou de codes PIN. Il prend en charge l'authentification multifactorielle pour une vérification supplémentaire de la sécurité. La biométrie faciale constitue une méthode de sécurité puissante, plus difficile à falsifier ou à imiter que les mots de passe ou les cartes d'identité traditionnels. Cela en fait un choix sécurisé pour protéger les données sensibles et vérifier l'identité dans les applications bancaires et commerciales.

### III.2.2 Précision améliorée

La reconnaissance faciale est un moyen plus précis d'identifier les personnes que la simple utilisation d'un numéro de téléphone mobile, d'une adresse e-mail, d'une adresse postale ou d'une adresse IP. Par exemple, la plupart des services de change, des actions aux cryptos, s'appuient désormais sur la reconnaissance faciale pour protéger les clients et leurs actifs. La technologie de biométrie faciale offre une grande précision dans l'identification des individus grâce à sa capacité à analyser et traiter en profondeur les détails du visage humain. Ces détails incluent des caractéristiques telles que la distance entre les yeux, la forme des pommettes et le motif des lignes du visage.

### III.2.3 Intégration simplifiée

La technologie de reconnaissance faciale est compatible et s'intègre facilement à la plupart des logiciels de sécurité. Par exemple, les smartphones dotés d'une caméra frontale ont un support intégré pour les algorithmes de reconnaissance faciale ou le code logiciel. La technologie de reconnaissance faciale peut être facilement intégrée aux systèmes et applications existants tels que les systèmes de surveillance de sécurité, les points de vente au détail et les systèmes de présence et de départ, ce qui augmente l'efficacité de ces systèmes et améliore leur fonctionnalité.

## III.2.4 Système de reconnaissance faciale

Nous pouvons diviser le processus de reconnaissance faciale en quatre sous-processus, comme illustré dans la Figure. La première étape est la détection du visage, qui consiste à trouver et localiser le visage dans les images, c'est-à-dire à encadrer le visage le plus précisément possible dans des images pouvant contenir un ou plusieurs visages. L'étape suivante est le prétraitement ou la normalisation, une phase intermédiaire qui peut améliorer et accélérer le processus de classification en éliminant les informations inutiles des images de visages et en corrigeant d'autres conditions telles que l'éclairage et les occlusions. La phase d'extraction des caractéristiques peut être réalisée en utilisant soit des caractéristiques faites à la main, soit des caractéristiques profondes. C'est la phase la plus cruciale qui peut directement affecter la performance finale du système. Enfin, une phase de classification ou d'identification standard utilisant une distance quelconque est suffisante pour identifier ou vérifier l'identité du sujet.

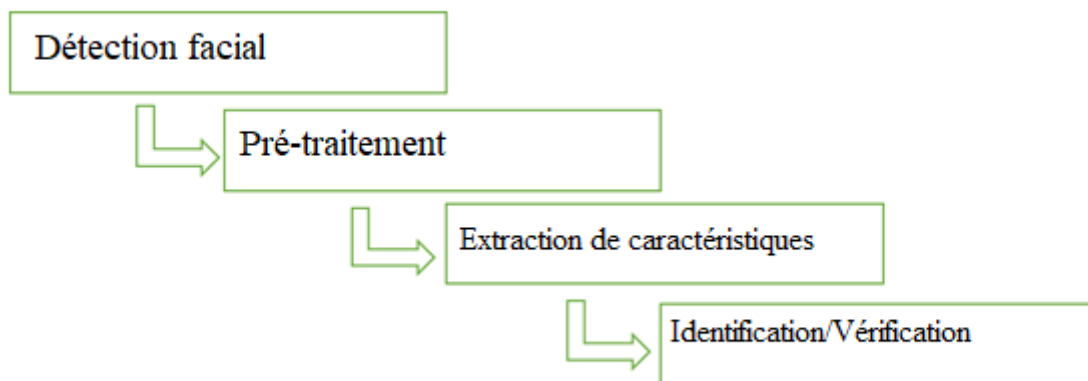


Figure III.1 Système de reconnaissance faciale typique

## III.3 Évolution de la détection de visage

La recherche initiale dans le domaine de la détection de visage remonte à 1972, où des techniques heuristiques et anthropométriques simples ont été utilisées. Cependant, ces premières approches se sont révélées limitées en raison de la sensibilité à l'arrière-plan et à la position du visage. Des variations mineures telles que l'éclairage ou l'orientation du visage entraînaient souvent des ajustements complets du système. Malgré ces défis, la recherche et le développement ont continué, et les années 1990 ont marqué un tournant avec l'émergence de systèmes de détection et de reconnaissance faciale plus efficaces.

De nombreuses recherches ont été menées dans le domaine de la détection de visage, conduisant à la présentation de nombreux algorithmes de segmentation basés sur la couleur et les informations générales pour la détection. Dans des environnements plus complexes, des approches basées sur des algorithmes statistiques et des réseaux de neurones ont été utilisées. Le concept d'extraction des traits faciaux a également été avancé grâce à des recherches telles que le contour actif et les modèles déformables, qui permettent de localiser et d'extraire efficacement les caractéristiques du visage.

Les techniques de détection de visage sont généralement classées en deux approches. La première approche utilise une méthodologie classique de détection, nécessitant la dérivation de caractéristiques de bas niveau avant l'analyse des connaissances. Les propriétés de la couleur de peau et de la géométrie du visage sont exploitées tout au long de la procédure de détection. Ces techniques appartiennent à l'approche basée sur les traits distinctifs du visage..[14,15,16]

## III.4 méthodes de reconnaissance

Les techniques de reconnaissance faciale peuvent généralement être divisées en quatre catégories basées sur la méthodologie d'extraction de caractéristiques :

- Des styles locaux qui fonctionnent en utilisant des fonctionnalités artisanales locales ;
- Des styles géométriques axés sur la forme du visage
- Des méthodes complètes qui utilisent les informations globales des images faciales ;
- Méthodes d'apprentissage profond utilisant des réseaux de neurones convolutifs.

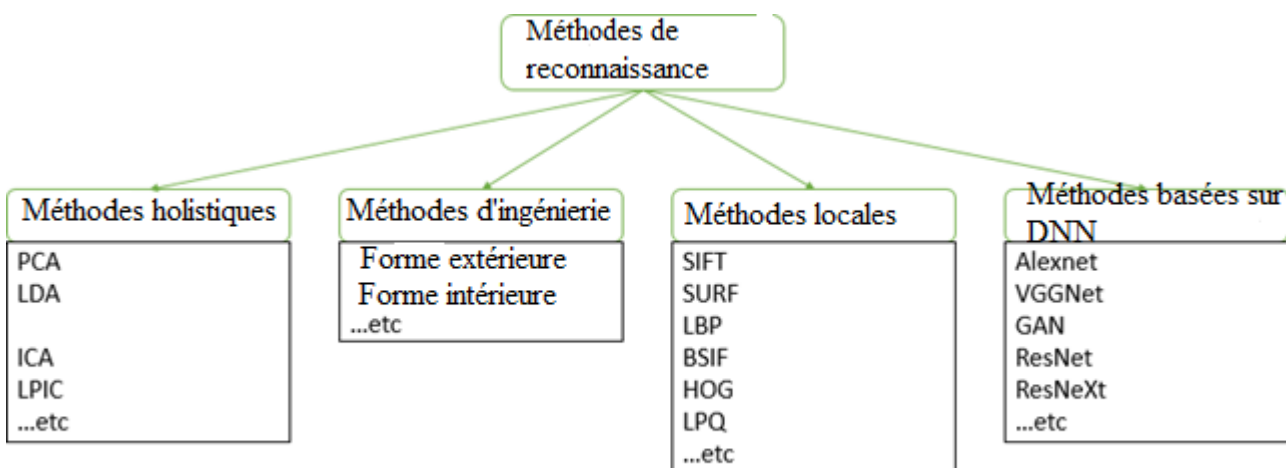


Figure III.2 méthodes de reconnaissance faciale

### III.4.1 Nous choisissons d'utiliser DNN

Les méthodes d'apprentissage profond, et plus particulièrement les réseaux de neurones convolutifs (CNN), ont montré des performances supérieures dans la reconnaissance faciale par rapport aux méthodes traditionnelles. Ces réseaux sont capables de capturer des caractéristiques complexes des images faciales grâce à leur architecture multicouche et leur capacité à apprendre à partir de grandes quantités de données.

Performance supérieure : Les DNN, notamment les CNN, surpassent généralement les autres méthodes en termes de précision et de robustesse.

Apprentissage automatique : Les DNN peuvent apprendre automatiquement des caractéristiques discriminatives des données, réduisant ainsi le besoin d'extraction de caractéristiques manuelle.



**Adaptabilité :** Les DNN peuvent être facilement adaptés et fine-tunés pour différentes tâches de reconnaissance faciale en utilisant des techniques de transfert d'apprentissage.

**Disponibilité de modèles pré-entraînés :** De nombreux modèles pré-entraînés comme AlexNet, VGGNet, et ResNet sont disponibles, ce qui permet de démarrer rapidement et d'obtenir des résultats optimaux avec moins de données et de temps d'entraînement.

**Mise en œuvre d'un modèle DNN pour la reconnaissance faciale** Pour mettre en œuvre un modèle de reconnaissance faciale basé sur DNN, voici les étapes générales à suivre :

**Collecte de données :** Rassembler un ensemble de données d'images faciales diversifiées et annotées.

**Prétraitement des données :** Effectuer des étapes de prétraitement telles que le redimensionnement des images, la normalisation des pixels et l'augmentation des données pour améliorer la robustesse du modèle.

**Choix du modèle :** Sélectionner une architecture DNN appropriée

**Entraînement du modèle :** Entraîner le modèle sur l'ensemble de données en utilisant une technique d'optimisation comme l'algorithme Adam et une fonction de perte appropriée (par exemple, la perte de classification croisée).

**Évaluation et validation :** Évaluer les performances du modèle sur un ensemble de validation et ajuster les hyperparamètres si nécessaire.

**Test et déploiement :** Tester le modèle sur un ensemble de test indépendant pour évaluer sa performance réelle et le déployer pour une utilisation pratique.

### III.5 Qu'est-ce que les images de visages occultés

Les images de visage masqué font référence à des images de visage dans lesquelles une partie du visage est obstruée, couverte ou cachée par des objets, des accessoires ou d'autres traits du visage. Ces obstructions peuvent inclure des lunettes de soleil, des foulards, des masques ou tout autre élément qui obscurcit ou bloque partiellement certaines parties du visage. Dans les systèmes de reconnaissance faciale, le traitement des images de visages masquées constitue un défi important, car ces obstructions peuvent entraver l'identification et l'appariement précis des individus. Les chercheurs et les développeurs travaillent sur des techniques permettant de gérer efficacement les occlusions afin d'améliorer les performances et la fiabilité des systèmes de reconnaissance faciale



Figure III.3 images de visages occluses et non occluses

## III.6 Les problèmes dans la détection de visage occultés

Les problèmes courants rencontrés dans la détection de visages occultés incluent :

**Défi de la détection précise :** La détection de visages occultés peut être complexe en raison de la présence d'occlusions partielles qui masquent des parties du visage, rendant la localisation précise du visage difficile.



Figure III.4 Exemples d'occlusion du visage

**Variations de pose :** Les variations de pose des visages occultés, notamment lorsque les visages sont inclinés ou tournés, peuvent poser des défis supplémentaires pour la détection précise des visages.

**Impact sur la reconnaissance :** Les occlusions peuvent affecter la qualité de la détection des visages, ce qui peut entraîner des erreurs de classification et une baisse de la précision de la reconnaissance faciale.

**Dépendance à la qualité des images** : La qualité des images acquises peut influencer la détection des visages occultés, en particulier lorsque les images présentent des textures perturbantes ou un fond non uniforme.

**Détection de visages multiples ou de parties du visage** : La détection de visages occultés peut être plus complexe lorsque les images contiennent plusieurs objets de visage ou des parties partielles du visage, nécessitant des techniques avancées pour une segmentation précise.

### III.7 Conclusion

En conclusion, bien que des progrès significatifs aient été réalisés, il reste encore beaucoup à faire pour surmonter les limitations actuelles. La recherche continue et les innovations technologiques joueront un rôle crucial pour répondre aux besoins croissants et aux défis complexes posés par les visages occultés dans la reconnaissance faciale.

## **IV. Chapitre IV : Méthode PROPOSÉE et résultats expérimentaux**

# Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

## IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la méthodologie et les résultats expérimentaux d'un projet de traduction image à image pour la reconnaissance faciale à l'aide d'images de visages occluses. L'objectif principal de ce projet est de développer un modèle capable de récupérer des visages partiellement couverts afin d'améliorer la précision des systèmes de reconnaissance faciale. Les images de visages masquées posent un défi majeur aux techniques traditionnelles de reconnaissance faciale, et notre approche vise à surmonter ce défi en utilisant un modèle GAN conditionnel (cGAN).

Nous commencerons par une description du jeu de données utilisé, suivie d'une explication du prétraitement appliqué aux images avant de les utiliser dans le modèle. Ensuite, nous déterminerons les paramètres d'entrée et les hyperparamètres nécessaires à l'entraînement du modèle. La section suivante décrira l'architecture du modèle cGAN utilisé pour la traduction d'image à image, en se concentrant sur le générateur et le discriminateur.

Enfin, nous présenterons les résultats expérimentaux obtenus en testant notre modèle sur un jeu de données. Cette évaluation démontrera l'impact de notre méthode sur la reconnaissance faciale en présence d'occlusions.

## IV.2 Environnement d'exécution

### IV.2.1 Python

Python est un langage de programmation interprété, interactif et orienté objet. Il intègre des modules, des exceptions, un typage dynamique, des types de données dynamiques de très haut niveau et des classes. Il prend en charge plusieurs paradigmes de programmation au-delà de la programmation orientée objet, tels que la programmation procédurale et fonctionnelle. Python combine une puissance remarquable avec une syntaxe très claire. Il dispose d'interfaces pour de nombreux appels système et bibliothèques, ainsi qu'à divers systèmes de fenêtres, et est extensible en C ou C++. Il peut également être utilisé comme langage d'extension pour les applications nécessitant une interface programmable. Enfin, Python est portable : il fonctionne sur de nombreuses variantes de Unix, y compris Linux et macOS, ainsi que sur Windows..[17,18]

### IV.2.2 Python IDLE

Python IDLE est un Environnement de Développement et d'Apprentissage Intégré (Integrated Development and Learning Environment) inclus avec chaque installation de Python. Parfois abrégé en IDLE ou IDE, ces environnements sont conçus pour vous aider à écrire du code plus efficacement. Bien qu'il existe de nombreux IDE disponibles, Python IDLE est très basique, ce qui en fait un outil idéal pour les débutants.

**Un Interpréteur Interactif :** Python IDLE inclut un interpréteur interactif, également connu sous le nom de shell. Le shell fonctionne comme une boucle Read-Eval-Print (REPL), lisant des instructions Python, les évaluant et affichant les résultats. Cette boucle se répète ensuite pour l'instruction suivante. L'interpréteur interactif est un excellent endroit pour expérimenter de petits extraits de code Python. Vous pouvez y accéder via le terminal ou l'application de ligne de commande sur votre machine, ou en ouvrant Python IDLE, qui lancera immédiatement un shell Python.

**Un Éditeur de Fichiers :** Python IDLE dispose également d'un éditeur de fichiers, essentiel pour écrire et sauvegarder des programmes Python. Ces programmes sont sauvegardés en tant que fichiers texte avec une

## Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

extension .py. L'éditeur IDLE facilite la création et la modification de ces fichiers, offrant un moyen simple et efficace de développer du code Python.

Version utilisée : 3.10 64-bit

### Avantages Python IDLE :

- **Débogage** : Python IDLE offre un débogueur intégré qui permet aux développeurs de vérifier et de corriger les erreurs dans leur code. Il permet de mettre des points d'arrêt, de suivre les variables et de résoudre les problèmes de manière efficace.
- **Syntaxe colorée** : Python IDLE offre une syntaxe colorée pour faciliter la lecture et la compréhension du code. Les mots-clés, les commentaires et les variables sont colorés différemment pour aider les développeurs à identifier les différents éléments du code.
- **Code completion** : Python IDLE offre une fonctionnalité de code completion qui suggère des éléments de code en fonction de ce que les développeurs ont déjà écrit. Cela aide à réduire les erreurs et à améliorer la productivité.
- **Exécution de fichiers** : Python IDLE permet d'exécuter des fichiers Python directement à partir de l'IDE. Les développeurs peuvent ouvrir, modifier et exécuter des fichiers Python sans avoir à utiliser un autre environnement de développement.
- **Librairies intégrées** : Python IDLE inclut des librairies populaires telles que NumPy, SciPy et Matplotlib, ce qui facilite l'intégration de ces bibliothèques dans les projets Python.
- **Personnalisation** : Python IDLE permet aux développeurs de personnaliser leur environnement de travail en modifiant les paramètres tels que la taille de police ou la couleur du code.
- **Accès rapide** : Python IDLE est conçu pour être facile à utiliser et offre un accès rapide aux fonctionnalités clés pour les développeurs Python.

### IV.2.3 PyTorch

PyTorch est une bibliothèque basée sur Python conçue pour offrir de la flexibilité en tant que plateforme de développement de deep learning. C'est un cadre complet pour construire des modèles de deep learning, un sous-ensemble de l'apprentissage automatique fréquemment utilisé dans des applications comme la reconnaissance d'images et le traitement du langage. PyTorch est relativement facile à apprendre et à utiliser pour la plupart des développeurs en apprentissage automatique. Il se distingue par son excellent support des GPU et son auto-différentiation en mode inverse, qui permet la modification dynamique des graphes de calcul. Cette capacité fait de PyTorch un choix populaire pour l'expérimentation rapide et le prototypage

PyTorch combine les bibliothèques de backend accélérées par GPU de Torch avec une interface Python intuitive. Cette combinaison se concentre sur le prototypage rapide, un code lisible et le support d'une grande variété de modèles de deep learning. PyTorch permet aux développeurs d'utiliser l'approche de programmation impérative familière tout en étant capable de générer des graphes de calcul. Publié en open source en 2017, ses racines Python en ont fait un favori parmi les développeurs en apprentissage automatique.

Une caractéristique notable de PyTorch est son adoption de l'auto-différentiation en mode inverse, une innovation de Chainer. Cette technique fonctionne comme un magnétophone, enregistrant les opérations terminées et les

# Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

rejouant à l'envers pour calculer les gradients. Cela rend PyTorch relativement simple à déboguer et particulièrement bien adapté aux réseaux neuronaux dynamiques. Il est favorisé pour le prototypage car chaque itération peut être différente, offrant une grande flexibilité.

- PyTorch est particulièrement populaire pour le prototypage rapide et les projets plus petits.
- Sa facilité d'utilisation et sa flexibilité en font également un favori dans les communautés académiques et de recherche.
- Ses atouts dans ces domaines contribuent à son adoption généralisée parmi les développeurs Python.[19]

## IV.3 Modèle de classification des visages

### IV.3.1 vgg16

Le modèle VGG-16 est une architecture de réseau neuronal convolutif (CNN) introduite par le Visual Geometry Group (VGG) de l'Université d'Oxford. Ce modèle se distingue par sa profondeur, comprenant 16 couches, dont 13 couches convolutives et 3 couches entièrement connectées. VGG-16 est célèbre pour sa simplicité et son efficacité, démontrant de solides performances dans diverses tâches de vision par ordinateur telles que la classification d'images et la reconnaissance d'objets.

L'architecture de VGG-16 comporte une séquence de couches convolutives suivies de couches de pooling maximum, avec un nombre croissant de filtres à mesure que la profondeur progresse. Cette structure permet au modèle d'apprendre des représentations hiérarchiques détaillées des caractéristiques visuelles, conduisant à des prédictions robustes et précises. Malgré l'émergence d'architectures plus complexes, le VGG-16 reste un choix populaire dans les applications d'apprentissage profond en raison de sa polyvalence et de ses excellentes performances[20]

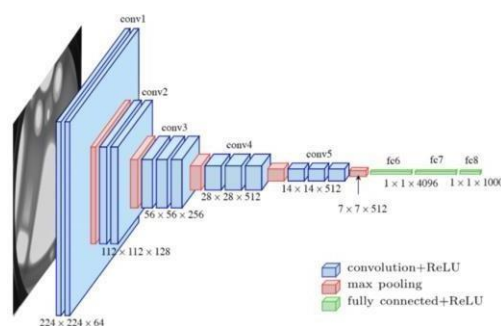


Figure IV.1 L'architecture de VGG16

### IV.3.2 vgg19

VGG19 est un modèle de réseau de neurone convolutionnel (CNN) développé par K. Simonyan et A. Zisserman de l'université d'Oxford. Il est connu pour être l'un des modèles de reconnaissance d'images les plus populaires et les plus performants. VGG19 est une version plus profonde de VGG16, avec trois couches de convolution supplémentaires. Il a été entraîné sur des semaines en utilisant des cartes graphiques de pointe et a atteint une précision de 92.7% sur le jeu de données ImageNet.

VGG19 est souvent utilisé pour des tâches de reconnaissance d'images, notamment pour la classification d'images et la détection d'objets. Il est également utilisé comme base pour d'autres modèles de reconnaissance d'images, comme ResNet et Xception.[21]

# Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

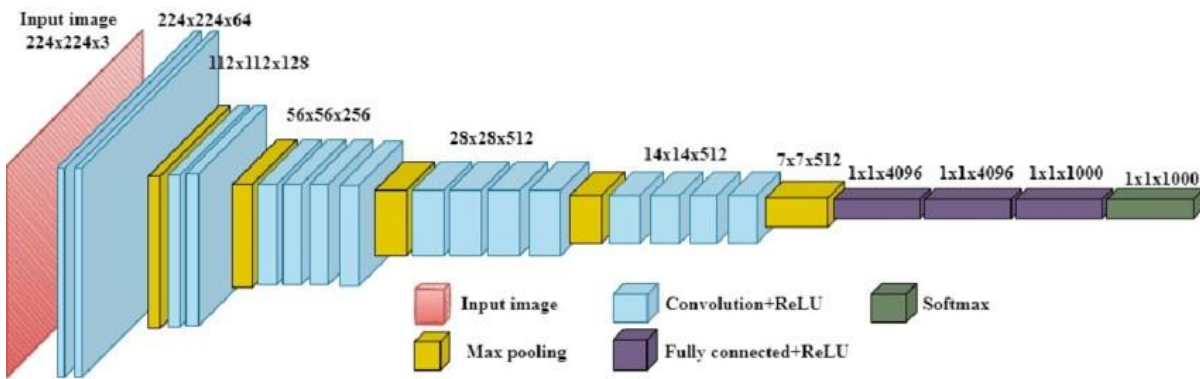


Figure IV.2 L'architecture de VGG19

## IV.3.3 AlexNet

AlexNet est un modèle de réseau neuronal convolutif (CNN) conçu par Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever et Geoffrey Hinton. Il a été entraîné pour la reconnaissance d'images et a remporté le concours ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge en 2012 avec une erreur de 15.3% au top-5,

AlexNet est un modèle de classification d'images qui a transformé l'apprentissage profond. Introduit par Geoffrey Hinton et son équipe, AlexNet a marqué un moment décisif dans l'histoire de l'apprentissage profond en démontrant les capacités des architectures de réseaux de neurones convolutifs (CNN) et leurs applications vastes. Avant AlexNet, il existait un scepticisme quant à la viabilité de l'apprentissage profond pour les grands ensembles de données. Cependant, l'équipe de Hinton était déterminée à prouver que les architectures de neurones profonds étaient l'avenir, et leur succès avec AlexNet a suscité un intérêt croissant pour l'apprentissage profond après son lancement en 2012. AlexNet est composé de huit couches : cinq couches convolutives suivies de max-pooling et trois couches entièrement connectées. et a été entraîné avec des processeurs graphiques Nvidia pour accélérer les calculs.[22]

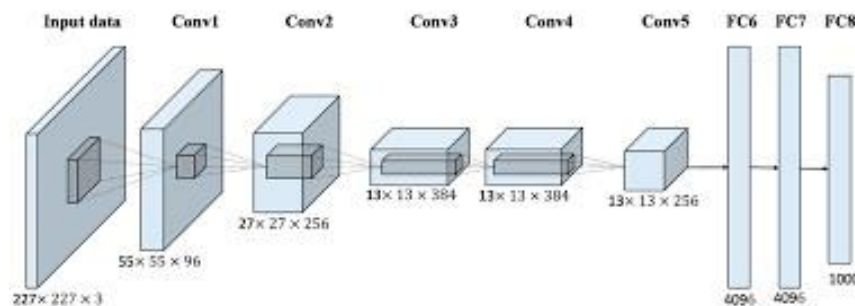


Figure IV.3 L'architecture de AlexNet

## IV.4 ccGAN model

Notre objectif est de traduire des images de visages occluses en images de visages reconnaissables. Pour ce faire, nous ne pouvons pas alimenter le générateur uniquement avec des bruits aléatoires. Les images de visages occluses sont les entrées de G ; dans ce cas, nous utiliserons une variation du GAN appelée Conditional GAN.

En prenant un ensemble supplémentaire d'entrées  $x$  en plus d'un vecteur de bruit aléatoire  $z$ , un Conditional GAN apprend à mapper une sortie  $y$ . Pour le problème de la reconstruction faciale, les informations supplémentaires



# Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

sont des images de visages occluses sans bruit aléatoire, ce qui peut être décrit mathématiquement comme  $G(0z | x)$ . De même, le discriminateur doit être ajusté pour tenir compte de l'ajout du CNN conditionnel. Il reçoit comme entrée dépendante des images reconstruites par G et le jeu de données original, ainsi que des images de visages occluses. Ensuite, il tente de déterminer laquelle des images est la vraie.

La Figure illustre comment le générateur et le discriminateur se font concurrence pour reconstruire et comparer des images à leurs homologues de vérité terrain ; cela peut être décrit mathématiquement par la fonction de coût finale suivante :

$$\min_G \max_D V(G, D) = D_x[\log D(x|y)] + D_z[1 - \log D(G(Z|x))]$$

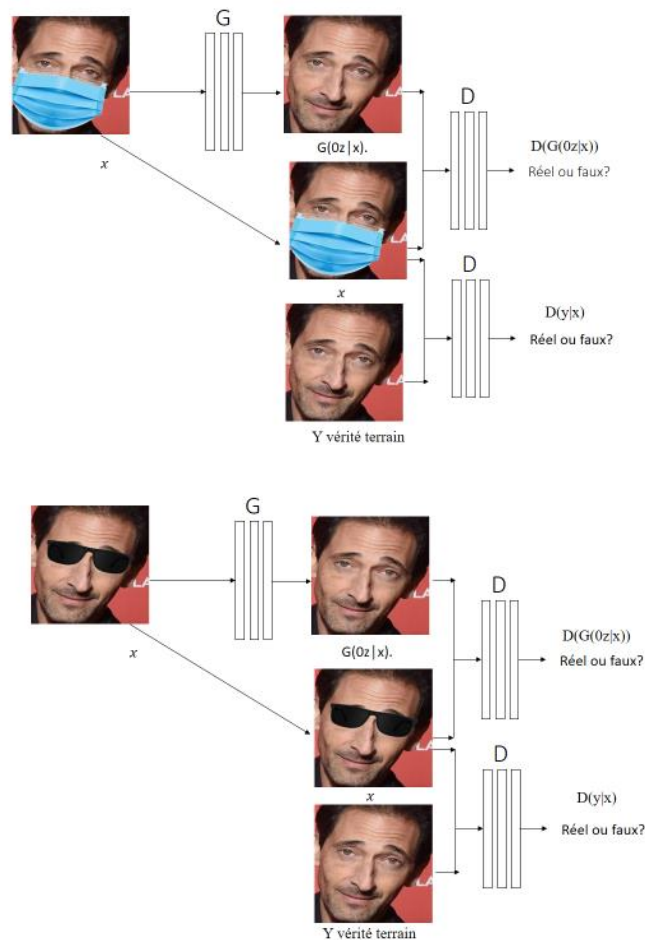


Figure IV.4 utilisant le GAN conditionnel

## IV.5 Explication du programme

La partie pratique de notre projet est un programme écrit en Python, où nous allons entraîner notre cGAN pour traduire des images de visages occluses en images de visages non occluses, après l'avoir entraîné sur de nombreuses images de visages avec et sans occlusion (jeu de données). Tout cela est réalisé en utilisant la bibliothèque PyTorch, L'explication de la mise en œuvre commencera par la description du jeu de données utilisé, puis nous définirons les entrées et les paramètres nécessaires au fonctionnement du programme. Dans la dernière partie, nous verrons les résultats produits par le programme.

# Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

## IV.6 Base de données utilisée

Nous utilisons un jeu de données contenant des images de visages occluses et non occluses de visages avec diverses occlusions (comme des masques, des lunettes.) ainsi que des images correspondantes de visages non occluses. Ces images sont prétraitées pour uniformiser les dimensions et les formats, assurant ainsi une cohérence lors de l'entraînement du modèle.

La base de données a été obtenue auprès du professeur superviseur. Nous avons constaté que les données sont réparties entre les données de formation et les données d'expérimentation comme suit :

Tableau IV.1 Le nombre de données dans la base de données

Non occluses		Occluses		Total
Formation	Expérimentation	Formation	Expérimentation	
40	20	40	20	120

## IV.7 Résultats

Après l'entraînement, le modèle GAN sera capable de générer des images de visages non occluses à partir d'images de visages occluses. Les résultats seront évalués visuellement et quantitativement en comparant les images générées avec les images non occluses originales.

Voici quelques images d'entraînement visualisées:



Figure IV.5 Résultats avec 50 epochs

## Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux



Figure IV.6 Résultats avec 500 epochs



Figure IV.7 Résultats avec 1000 epochs

Afin de mesurer la précision des images des installations à l'aide du modèle GAN, nous avons utilisé des modèles CNN prédéfinis. Nous avons choisi les trois modèles, à savoir vgg16, vgg19 et alexnet. Ces trois modèles ont été choisis en fonction de l'expérience et de l'opinion professeur superviseur, et la dixième couche de chaque modèle a été choisie pour Afin d'extraire les caractéristiques et de les comparer pour en extraire la précision, la raison du choix de la dixième couche est les nombreux exemples de ce sujet diffusés sur le site Web de Kaggle. Et évitez d'utiliser toutes les couches pour éviter le surajustement "overfitting". Dans le tableau suivant figurent les résultats obtenus :

Tableau IV.2 Précisions

	VGG16	VGG19	ALEXNET
Précision(%)	60.00	50.00	65.00

Les données de formation ont été utilisées pour calculer la précision.

# Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

- fonctions de Loss

La fonction LOSS est un élément essentiel de l'entraînement du modèle. Elle quantifie la qualité d'exécution d'une tâche par un modèle en calculant un seul nombre .LOSS Si les prédictions du modèle sont totalement erronées, la perte sera un nombre élevé. S'ils sont plutôt résultats bons, ce sera proche de zéro

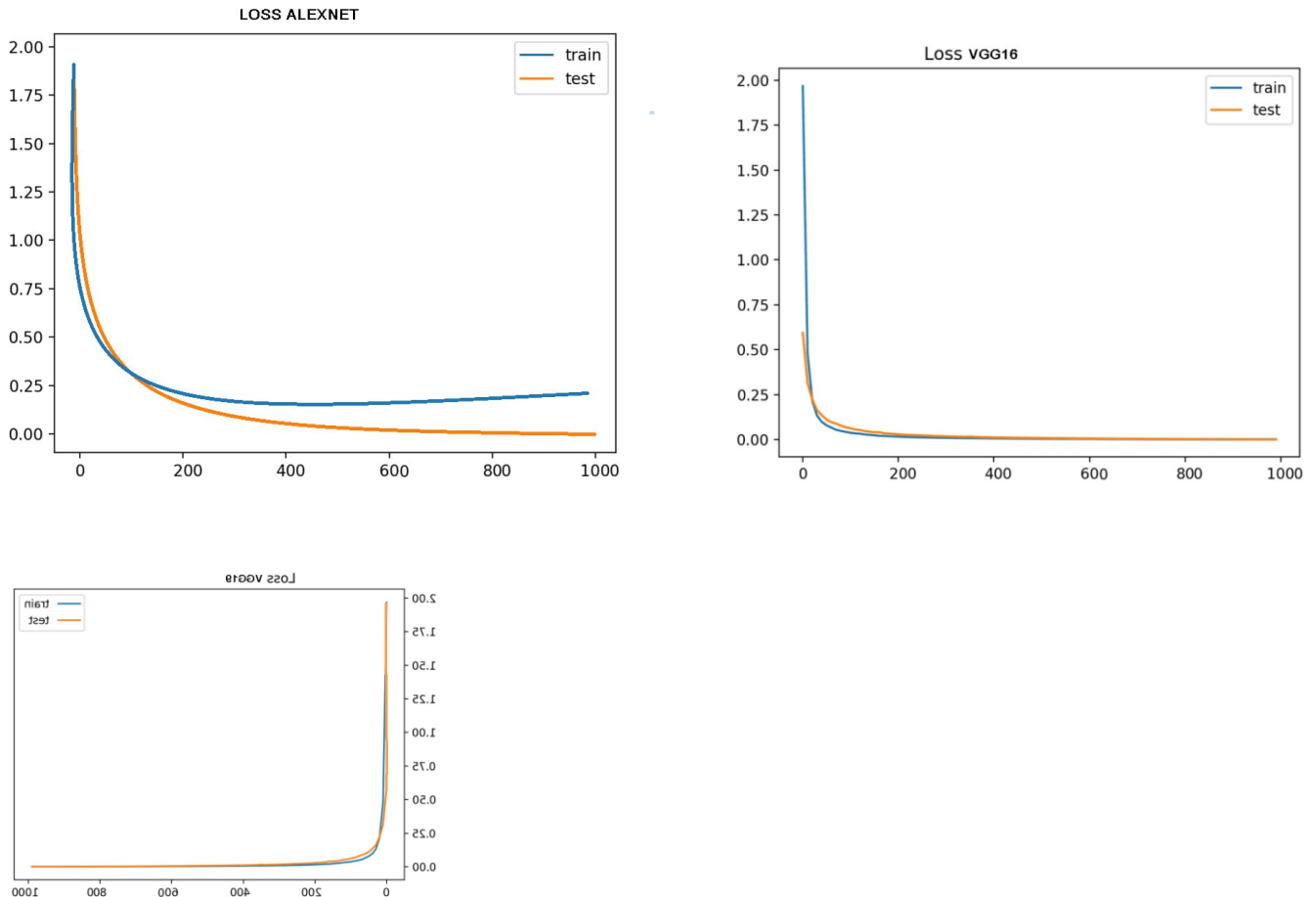
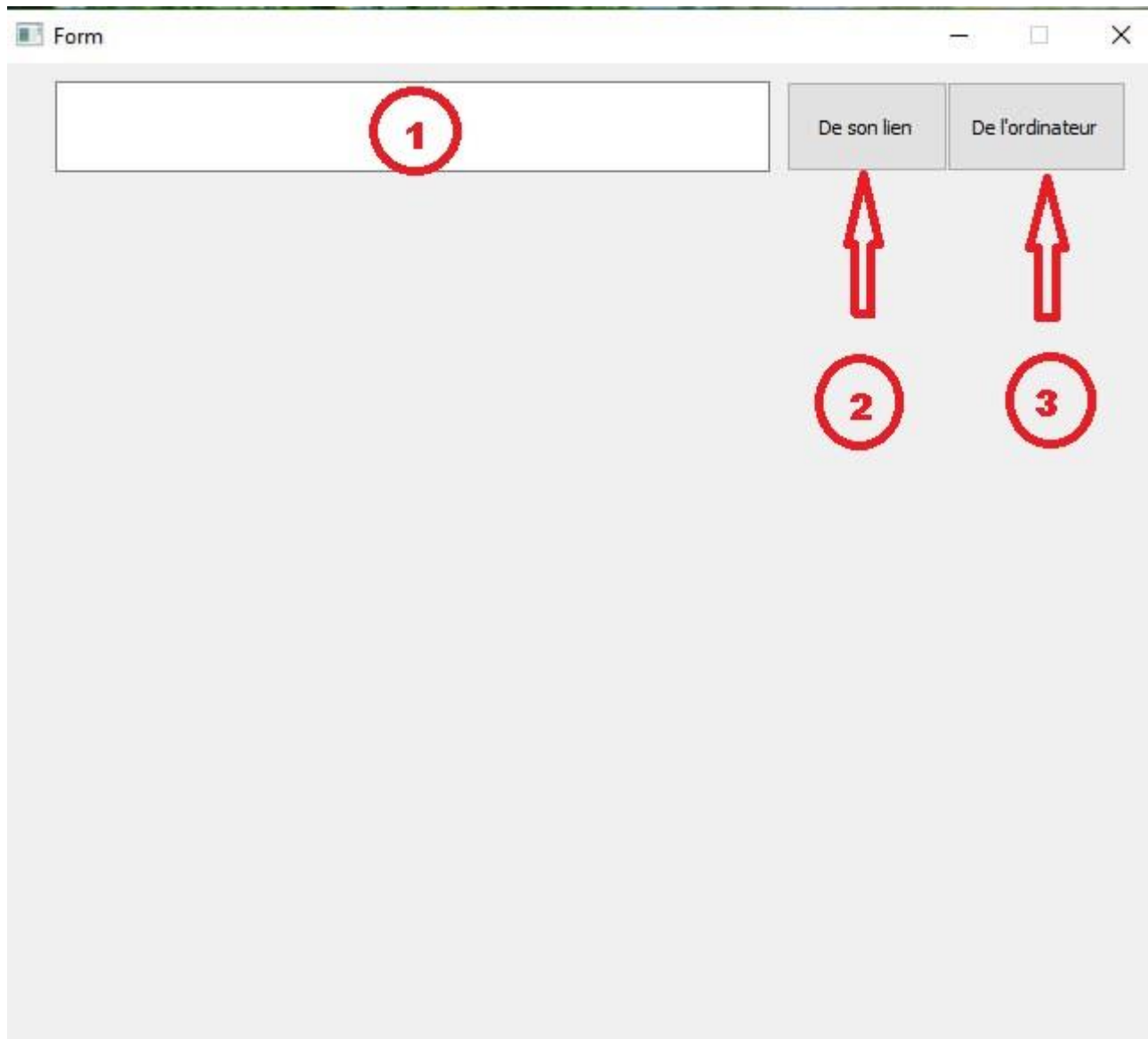


Figure IV.8 graphiques de fonction de perte dans les modèles de CNN.

## IV.8 IV.8 Interface utilisateur graphique

Afin de faciliter le travail des utilisateurs et de réduire le temps, après le processus de formation du modèle, je l'ai enregistré et utilisé dans un programme informatique avec une interface pour les utilisateurs. Nous pouvons exécuter ce programme sans avoir besoin de former le modèle à chaque fois.

## Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux



**Figure IV.9** Interface utilisateur graphique

1. Une zone dédiée à l'écriture du lien de l'image ou à l'affichage du chemin du fichier sélectionné depuis l'ordinateur.
2. Après avoir écrit le lien vers l'image sur Internet, on clique sur ce bouton pour afficher les résultats.
3. Un bouton pour sélectionner une image sur l'appareil personnel, la traiter et afficher les résultats.



## Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

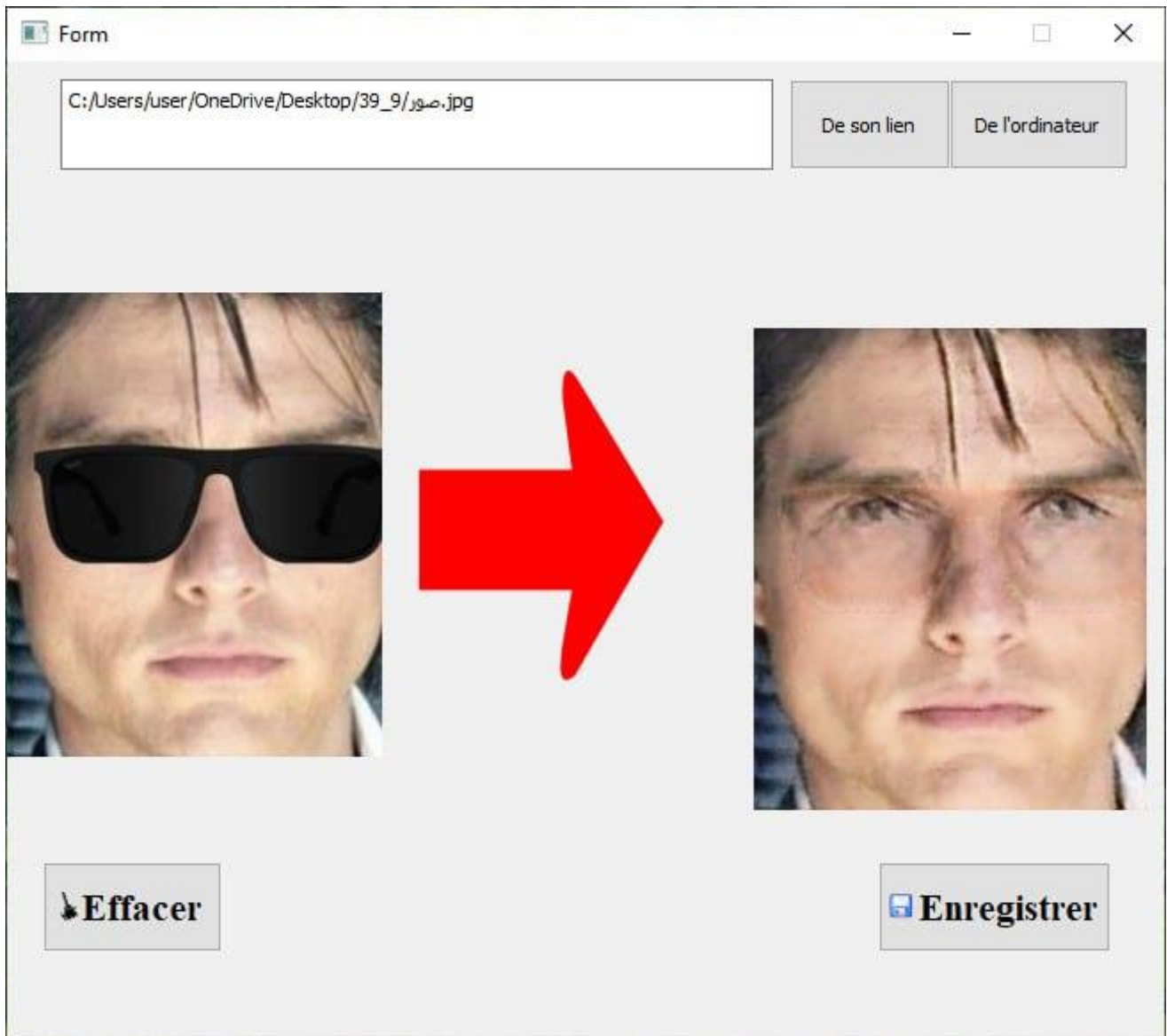


Figure IV.10 Retirez les lunettes à l'aide de notre logiciel

## Chapitre IV : Méthode proposée et résultats expérimentaux

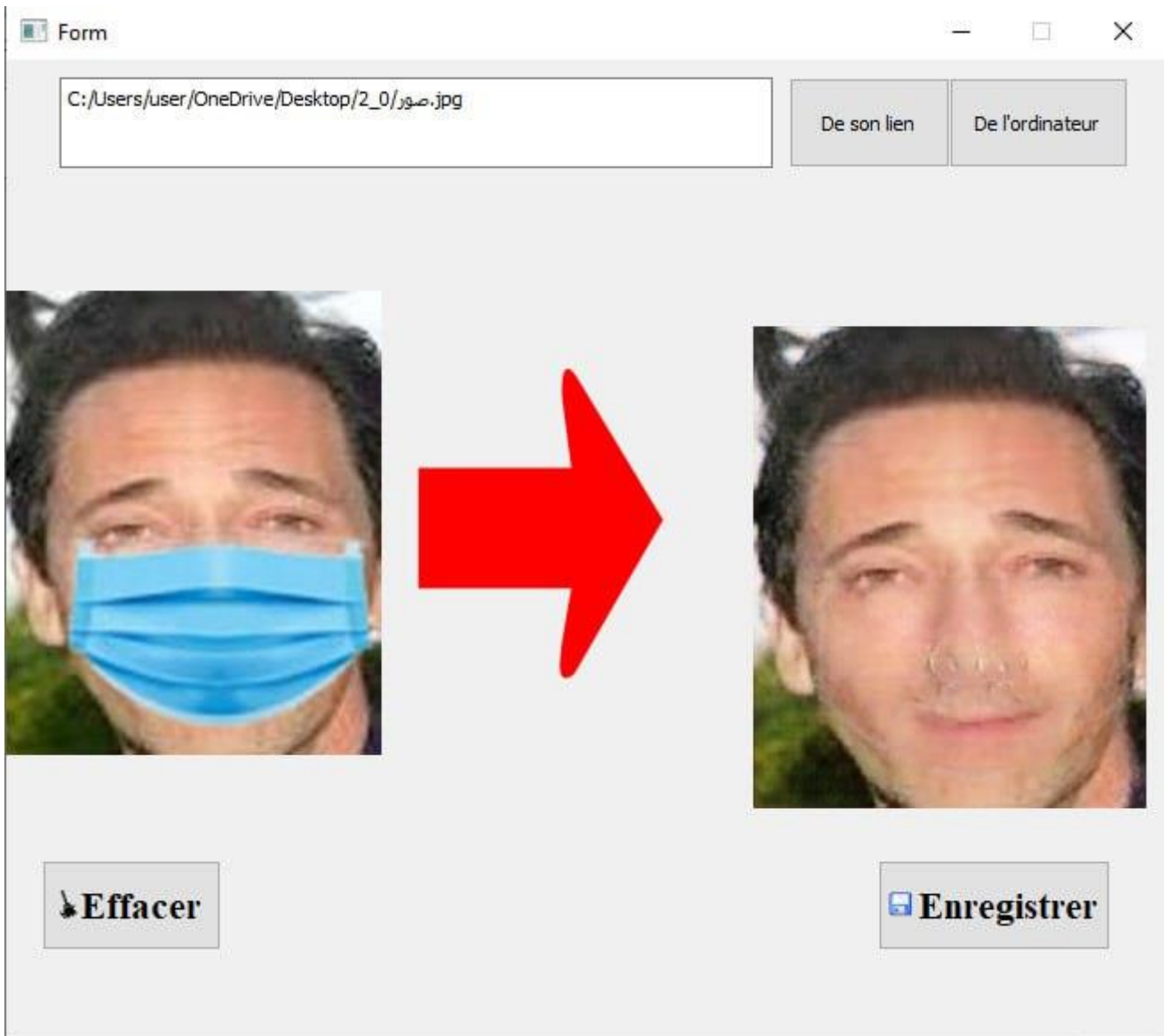


Figure IV.11 Retirez le masque à l'aide de notre programme

Lorsque les résultats apparaissent, vous pouvez enregistrer l'image générée ou effacer l'écran des résultats.

### IV.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous récapitulons les principaux résultats et contributions de notre travail. Nous avons détaillé la méthodologie et les résultats expérimentaux de notre projet de traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale utilisant des images de visages occluses. L'utilisation de modèles de GAN conditionnels (cGAN) s'est révélée être une approche prometteuse pour restaurer des visages partiellement occlus et améliorer ainsi les performances des systèmes de reconnaissance faciale.

# Conclusion Générale

## Conclusion Générale

Dans cette étude, nous avons exploré l'utilisation de la traduction d'image à image pour la reconnaissance faciale en présence d'images de visages occluses. L'objectif principal était de développer une méthode capable de restaurer les visages partiellement occlus afin d'améliorer les performances des systèmes de reconnaissance faciale. Pour ce faire, nous avons mis en œuvre des modèles de GAN conditionnels (cGAN) qui se sont révélés particulièrement efficaces pour cette tâche.

Le travail accompli peut être résumé en plusieurs points clés :

**Préparation des Données:** Nous avons constitué un ensemble de données contenant des images de visages avec différentes formes d'occlusion.

**Développement du Modèle:** Nous avons conçu une architecture de cGAN où le générateur avait pour tâche de restaurer les parties occluses des visages, tandis que le discriminateur évaluait la qualité des images générées. Cette architecture a permis d'apprendre efficacement à partir des données disponibles et à produire des images de haute qualité.

**Entraînement et Optimisation :** Les hyperparamètres du modèle ont été choisis avec soin pour optimiser les performances. Nous avons utilisé des techniques d'entraînement avancées pour améliorer la convergence du modèle et réduire les erreurs de reconstruction.

**Résultats Expérimentaux :** Les résultats obtenus ont montré une amélioration significative de la reconnaissance faciale lorsque les images restaurées par notre modèle ont été utilisées.

**Implications et Perspectives :** Cette étude a démontré le potentiel des GANs pour résoudre des problèmes complexes comme la reconnaissance faciale en présence d'occlusions. Les résultats encourageants obtenus ouvrent la voie à des recherches futures pour perfectionner ces techniques et les appliquer à des contextes variés.

En conclusion, notre travail a non seulement prouvé l'efficacité des GANs dans le domaine de la reconnaissance faciale avec occlusions, mais il a également posé les bases pour des développements futurs dans ce domaine. La prochaine étape consistera à tester notre modèle dans des conditions réelles et à explorer des architectures encore plus sophistiquées pour atteindre des niveaux de performance encore plus élevés. Les progrès réalisés dans cette étude constituent un pas important vers des systèmes de reconnaissance faciale plus robustes et plus fiables, capables de fonctionner efficacement même dans des conditions difficiles.



# Références

## Références

- [1] <https://alicebiometrics.com/fr/le-role-de-la-biometrie-dans-la-cybersecurite/>
- [2] ISO/IEC 19795-1. Information technology – biometric performance testing and reporting – part 1 :Principles and framework, 2006. [cité p. 3, 14, 20, 21, 22, 23, 26, 27, 33, 154]
- [3] P. Florent, D. Jean-Luc, Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo, Institut Eurécom, 2007.
- [4] [www.Wikipédia.com](http://www.Wikipédia.com) consulté le 10/02/2017
- [5] N. K. Ratha, J. H. Connell, and R. M. Bolle. An analysis of minutiae matching strength. In Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, pages 223–228, 2001. [cité p. 3, 4, 22, 56]
- [6] T. Matsumoto, H. Matsumoto, K. Yamada, and S. Hoshino. Impact of artificial “gummy” fingers on fingerprint systems. In The International Society for Optical Engineering, volume 4677, 2002. [cité p. 22]
- [7] <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/09/introduction-to-artificial-neural-networks/>
- [8] <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks>
- [9] <https://medium.com/aimonks/an-introduction-to-generative-adversarial-networks-gans-454d127640c1>
- [10] <https://medium.com/aimonks/an-introduction-to-generative-adversarial-networks-gans-454d127640c1>
- [11] Ian Goodfellow. Nips 2016 tutorial: Generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1701.00160, 2016
- [12] <https://towardsdatascience.com/adversarial-training-creating-realistic-fakes-with-machine-learning-c57088>
- [13] <https://www.kdnuggets.com/2019/04/future-generative-adversarial-networks.html>
- [14] R.Chellappa et al « Human and machine recognition of faces : A survey, Proc IEEE 83,5,1995
- [15] Valentin et al « Connectionist models of face processing : A survey », Pattern Recog,27 ,1209-1230,1994
- [16] Brunelli et al « Face recognition : Feature versus templates», IEEE Trans,PatternAnal,Mach,Intell,15,1042-1052,1993
- [17] <https://www.python.org>.
- [18] <https://docs.python.org/3/faq/general.html#what-is-python>
- [19] <https://www.nvidia.com/en-us/glossary/pytorch/>
- [20] <https://www.geeksforgeeks.org/vgg-16-cnn-model/>
- [21] <https://datascientest.com/quest-ce-que-le-modele-vgg>
- [22] <https://viso.ai/deep-learning/alexnet/>