



République Algérienne Démocratique et  
Populaire



Ministère de l'enseignement Supérieur et de la  
Recherche scientifique

Université Elchahid Hamma Lakhdar El-Oued

Faculté de science exact

Mémoire de Fin d'Étude

En vue de l'obtention du diplôme de

**MASTER ACADEMIQUE**

Domaine : mathématique et informatique

Spécialité : intelligence artificiel

Intitulé de sujet :

**Détection de cancer de la peau par  
l'utilisation d'apprentissage profond**

Réalisé par :

- AYA Hanane
- DOUDI Yamina

Soutenu en juin 2021 devant le jury compose de:

Dr. ....	MCA	Président
Dr. ....	MAA	Examineur
NAOUI Mohammed Anouar	MAA	Encadreur

Année Universitaire : 2020/2021

# *Remerciement*

*Je remercie Dieu pour l'accomplissement de ses promesses et pour être le Guide de mes pas et mon appui.*

*Nous tenons à remercier profondément mon encadreur qui je dois tous le respect et la reconnaissance, grâce à sa patience, sa présence, ses conseils et ses remarques, ce travail est mené à termes.*

*Enfin, je tiens à exprimer toute ma reconnaissance et ma gratitude à toutes les personnes qui m'ont aidé et encouragé dans les moments pénibles et qui m'ont donnée la force et la volonté de continuer et réaliser ce modeste travail.*



# *Dédicace*

*Je DEDIER ce modeste travail :*

*A mes parents*

*Aucune dédicace ne saurait exprimer mon respect, mon amour éternel et ma  
considération pour les sacrifices que vous avez consentis pour mon*

*Instruction et mon bien-être, pour tout le soutien et l'amour que vous me*

*Portez, merci, avec toute ma tendresse.*

*A ma sœur et mes frères.*

*Vous avez de près ou de loin contribué à ma formation. Affectueuse*

*Reconnaissance.*

*A mes amis que j'aime trop.*

*✍ Yamina, Hanane*

## الملخص

أصبح الكشف عن مرض السرطان مجال دراسة واسع ومهم وبسبب انتشاره السريع الذي يعود الى كثرة العوامل المسببة له وبغرض مساعدة الأطباء قررنا برمجة هذا البرنامج. يعد تصنيف الصورة أداة فعالة في المساعدة لحل هذه المشكلة واكتشاف مرض السرطان.

يهدف النظام المقترح في هذا العمل الى الكشف عن وجود مرض سرطان الجلد ونوعه إذا كان حميد او خبيث. في هذا العمل تم استخدام تقنيات التصنيف لكشف سرطان الجلد وتحديد طبيعته من خلال استخدام نماذج التصنيف المختلفة وهي نقل التعلم وشبكة عصبونية التلافية.

في الجزء التجريبي قمنا بتقييم بنيات مختلفة مثل Cnn , Resnet\_50 ,Vgg16, Vgg19, InceptionV3, MobileNetV2, من حيث دقة الكشف وفي الاخير نستنتج ان النتيجة التي حصلت عليها Resnet\_50 هي أفضل نتيجة تم الحصول عليها مقارنة بالبنيات الاخرى بدقة 81.2% وهذا يدل على أهمية نقل التعلم .

### الكلمات المفتاحية:

سرطان الجلد -تصنيف الصور - التعلم العميق - نقل التعلم – بايثون.

## Résumé

La détection du cancer est devenue un vaste et important domaine d'étude en raison de l'augmentation des facteurs qui contribuent à sa propagation. La classification des images est un outil efficace pour aider à résoudre ce problème et à détecter le cancer.

Le système proposé dans ce travail vise à détecter l'existence d'un cancer de la peau et son type, qu'il soit bénigne ou maligne. Dans ce travail, des techniques de classification ont été utilisées pour détecter le cancer de la peau et déterminer sa nature grâce à l'utilisation de différents modèles de classification, qui sont le transfert de l'apprentissage et un réseau de neurones convolutifs .

Dans la partie expérimentale, nous avons évalué différentes structures telles que Cnn, Resnet\_50, Vgg16, Vgg19, InceptionV3, MobileNetV2 en termes de précision de détection, et dans la dernière nous concluons que le résultat obtenu par Resnet\_50 est le meilleur résultat obtenu parmi tous les structures avec une précision de 81,2 %, ce qui indique l'importance de l'apprentissage par transfert. L'importance de ce programme est d'aider les médecins et les patients dans le diagnostic du cancer de la peau.

### Les mots clés :

Cancer de la peau - Classification des images- Apprentissage profond - Apprentissage par transfert - Python.

## **Abstract**

Cancer detection has become a broad and important field of study to help doctors and patients because of the increase in factors that help in its spread. Image classification is an effective tool in helping to solve this problem and detect cancer.

The proposed system in this work aims to detect the existence of skin cancer and its type, whether benign or malignant. In this work, classification techniques were used to detect skin cancer and determine its nature through the use of different classification models, which are transfer learning and a convolutional neural network.

In the experimental part, we evaluated different structures such as Cnn, Resnet\_50, Vgg16, Vgg19 InceptionV3, MobileNetV2 in terms of detection accuracy and in the last we conclude that the result obtained by Resnet\_50 is the best result obtained compared to other structures with an accuracy of 81.2% and this indicates the importance of transfer learning.

### **Keywords:**

Skin Cancer - Image Classification -Deep Learning - Transfer Learning - Python.

## Sommaire

Remerciement.....	I
Dédicace.....	II
Résumé.....	III
Abstract.....	IV
Sommaire.....	V
Liste des figures.....	VIII
Liste des tableaux.....	IX
Introduction générale.....	10
Introduction générale :.....	2

### Chapitre 01: Cancer de la peau

1- Introduction.....	4
2- Qu'est-ce la peau.....	4
2-1 Épiderme.....	4
2-2 Derme.....	5
3-Maladies cutanées non cancéreuses.....	5
3-1 Le psoriasis.....	5
3-2 L'eczéma.....	6
3-3 Le lupus érythémateux disséminé.....	6
4- Cancer de la peau.....	7
5- Type de cancer de la peau.....	7
5-1 Carcinome baso cellulaire (Basal-Cell Carcinoma CBC).....	7
5-2 Mélanome.....	8
5-3 Carcinome épidermoïde (Squamous-Cell Carcinoma SCC).....	9
6- Comment repérer un cancer de la peau?.....	9
7- Signes et symptômes possibles du mélanome.....	9
8- Techniques d'imagerie du cancer de la peau.....	10
9- Conclusion.....	12

### Chapitre 02 :L'apprentissage automatique

1-Introduction.....	14
2-Définition de l'apprentissage automatique.....	15
3-Type d'apprentissage automatique.....	15
3-1-Apprentissage supervisé :.....	15
3-2-Apprentissage non supervisé:.....	16
4-Problème d'apprentissage (Régression, Classification).....	16

5-Les techniques ( Modèle ou Classificateurs) .....	16
6-L'apprentissage approfondi .....	18
6-1-Définition.....	18
6-2 Type du l'apprentissage approfondi .....	19
6-3 Avantage d'apprentissage approfondi.....	19
6-4 Les réseaux de neurones convolutionnels CNN .....	20
7- Les Travaux Similaires .....	23
8-Conclusion.....	25

### **Chapitre 03 :Proposition**

1-Introduction .....	27
2-L'approche proposée .....	27
2-1-Transfert d'apprentissage .....	27
2-1-1 Définition.....	27
2-2 Les données utilisées .....	28
3-L'architecture .....	29
3-1 L'architecteur global.....	29
4-2 Les réseaux de neurones convolutionnels CNN .....	29
4-3 Avantage de l'apprentissage par transfert .....	30
5- Les Résultats .....	35
6- Comparaison.....	36
7- Conclusion.....	36

### **Chapitre 04 :Validation**

1- Introduction .....	39
2- Les utiles utilisées : .....	39
2-1- Python.....	39
2-1-1 Caractéristiques du langage .....	39
2-2 Sklearn.....	39
2-3 Keras.....	40
2-3-1 Définition .....	40
2-3-2 Les avantages de Keras.....	40
2-4 Tensorflow .....	40
2-5 Google colab: .....	40
2-5-1 Définition : .....	40
2-5-2 Les avantages : .....	40
3- Étapes du code.....	41

3-1 Importation des données .....	41
3-2 Les modèle .....	42
3-2-1 CNN.....	42
3-2-2 L'apprentissage par transfert .....	43
4-Conclusion.....	45
Conclusion générale.....	46
Conclusion générale.....	47
Références .....	48
Références .....	49

## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> : L'épiderme et les couches de derme dans la peau humaine avec des cellules squameuses, des cellules basales et des mélanocytes. ....	5
<b>Figure 1.2</b> : Image de maladie le psoriasis. ....	6
<b>Figure 1.3</b> : l'image de maladie l'eczéma. ....	6
<b>Figure 1.4</b> : Image de maladie le lupus érythémateux disséminé. ....	6
<b>Figure 1.5</b> : Image de cancer de la peau. ....	7
<b>Figure 1.6</b> : Type de cancer Carcinome baso cellulaire CBC. ....	8
<b>Figure 1.7</b> : Type de cancer Mélanome. ....	8
<b>Figure 1.8</b> : Type de cancer Carcinome épidermoïde SCC. ....	9
<b>Figure 2.1</b> : Architecture du l'apprentissage automatique. ....	15
<b>Figure 2.2</b> : Apprentissage supervisé. ....	15
<b>Figure 2.3</b> : Apprentissage non supervisé. ....	16
<b>Figure 2.4</b> : Structure du premier réseau profond. ....	19
<b>Figure 2.5</b> : Architecture standard d'un réseau de neurone convolutionnel. ....	20
<b>Figure 2.6</b> : L'architecteur de couche convolution. ....	22
<b>Figure 2.7</b> : La fonction d'activation ReLU. ....	22
<b>Figure 2.8</b> : Max Pooling. ....	23
<b>Figure 3.1</b> : Exemple d'images des cancers de la peau. ....	28
<b>Figure 3.3</b> : Le modèle CNN utilisée. ....	30
<b>Figure 3.4</b> : L'architecture de InceptionV3 ....	32
<b>Figure 3.6</b> : L'architecture de VGG19. ....	33
<b>Figure 3.8</b> : L'architecture de ResNet . ....	35
<b>Figure 3.9</b> : comparaison entre modèles. ....	36
<b>Figure 4.1</b> : Code Python pour télécharger les images à Google Colab. ....	41
<b>Figure 4.2</b> : La liste des bibliothèques. ....	42
<b>Figure 4.3</b> : Code Python pour Model Cnn. ....	43
<b>Figure 4.4</b> : Les couches CNN. ....	43
<b>Figure 4.5</b> : paramètres de l'image. ....	43
<b>Figure 4.6</b> : Algorithme ResNet_50. ....	43
<b>Figure 4.7</b> : L'appelle de l'architecture Vgg19. ....	44
<b>Figure 4.8</b> : L'appelle de l'architecture Vgg16. ....	44
<b>Figure 4.9</b> : L'appelle de l'architecture MobileNetV2. ....	44
<b>Figure 4.10</b> : L'appelle de l'architecture InceptionV3. ....	44
<b>Figure 4.11</b> : Compilation des algorithmes des architectures. ....	44

## Liste des tableaux

<b>Tableau 3.1:</b> Nombres des images dans la base de données. ....	29
<b>Tableau 3.2:</b> Précision des Résultats. ....	35

# **Introduction générale**

## **Introduction générale :**

Le cancer de la peau est le cancer humain le plus fréquent, son incidence est en augmentation constante depuis plusieurs décennies. Ces dernières années, le cancer de la peau a connu une augmentation inquiétante en Algérie. Les données du registre des tumeurs du Centre de cancérologie Pierre et Marie Curie (CPMC) révèlent 1 005 cas de cancer de la peau parmi le nombre total de cancers diagnostiqués, soit plus de 30 000 cas enregistrés chaque année dans le monde. Selon les estimations de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), deux à trois millions de cas bénignes de cancer de la peau et environ 132 000 mélanomes malins surviennent chaque année dans le monde. Des études épidémiologiques menées au Maghreb ont révélé une prévalence de ce cancer de l'ordre de 10 à 15 % par rapport aux années précédentes. Les techniques de diagnostic faciles à mettre en œuvre et les plus fiables possibles.

L'objectif principal visé à travers cette thèse est l'utilisation des techniques de classification d'images pour le diagnostic du cancer de la peau. En effet, ce type de cancer se manifeste sous forme de lésions, qui apparaît sur la peau sous forme de taches de couleur de forme et de texture complexes et variables. L'aspect visuel de ces lésions rend leur diagnostic très difficile pour le médecin spécialiste. C'est ainsi que des tumeurs malignes peuvent être confondues avec des tumeurs bénignes d'où l'utilisation des techniques de classificateur d'images de haut niveau pour analyser et classifier ce type de lésions.

L'utilisation de réseaux de neurones artificiels connaît un grand succès dans le domaine de la classification d'images médicales, un réseau convolution est un algorithme qui utilise les données pour construire un modèle. Le transfert d'apprentissage est l'utilisation d'un modèle déjà formé.

La classification des images utilise généralement un réseau de neurones convolutions ou un apprentissage par transfert.

Ce travail est structuré autour de 04 chapitres dont nous présenterons les différents aspects.

Le premier chapitre décrit le contexte médical de la peau, l'anatomie et les différentes pathologies qui existent. Nous nous sommes également concentrés sur les types de cancer de la peau et avons détaillé les signes et symptômes possibles du cancer de la peau et un petit rappel sur les techniques d'imagerie pour le cancer de la peau.

Dans le chapitre deux, nous présenterons un résumé de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage en profondeur avec une explication de l'algorithme des réseaux de neurones convolutions de CNN. Dans le troisième chapitre : nous présenterons le concept d'apprentissage par transfert, les données sur lesquelles nous avons travaillé, l'architecture proposée pour la résolution du problème et l'évaluation des algorithmes.

Dans le quatrième chapitre, nous présenterons l'application de notre définition des méthodes utilisées ; et nous avons programmé les différents modèles CNN, ResNet\_50, Vgg16, Vgg19, MobileNetV3, InceptionV2, et nous donnerons les résultats finaux. Enfin, nous présenterons une conclusion et quelques points de vue.

**Chapitre 01:**  
**Cancer de la peau**

## 1- Introduction

Le cancer est l'une des principales causes de décès des êtres humains. Selon les statistiques de l'Organisation de la santé, il est prédit que le cancer sera la principale cause de décès (13,1 millions) d'ici 2030 [1, 2]. Parmi tous les types de cancer, le cancer de la peau est le plus fréquent forme de cancer aux États-Unis. [3] Sur la base des prévisions, 20% des Américains ont cancer de la peau au cours de leur vie. [4]

Le cancer de la peau n'est pas nécessairement mortel. Cependant, le diagnostic à un stade précoce joue un rôle essentiel pour sauver des vies. Afin de comprendre la détection précoce et le diagnostic du cancer de la peau, il est important d'examiner la peau humaine et les différents types de cancers cutanés.

Ce chapitre est divisé en trois parties ; la première partie décrit les couches de la peau humaine, la deuxième partie explique les différents types de cancers de la peau, et la troisième partie se sont les techniques d'imagerie du cancer de la peau.

## 2- Qu'est-ce la peau

La peau est le revêtement qui recouvre le corps de l'extérieur et entoure complètement tous les muscles et ce qui se trouve en dessous, c'est-à-dire qu'elle entoure toutes les parties internes du corps. [5] Le revêtement elle agit comme une barrière à protéger le corps des blessures, contrôler la température corporelle et prévenir la perte des fluides corporels. Les deux couches principales de la peau sont l'épiderme et le derme. En dessous se trouve une couche de tissu adipeux. [6]

### 2-1 Épiderme

Il s'agit de la couche externe supérieure de la peau. Elle est composée de plusieurs types de cellules :

- **Cellules épidermoïdes** : Ces cellules plates sont étroitement compactées pour maquiller la couche supérieure de la peau. Elles forment la couche la plus épaisse de l'épiderme.

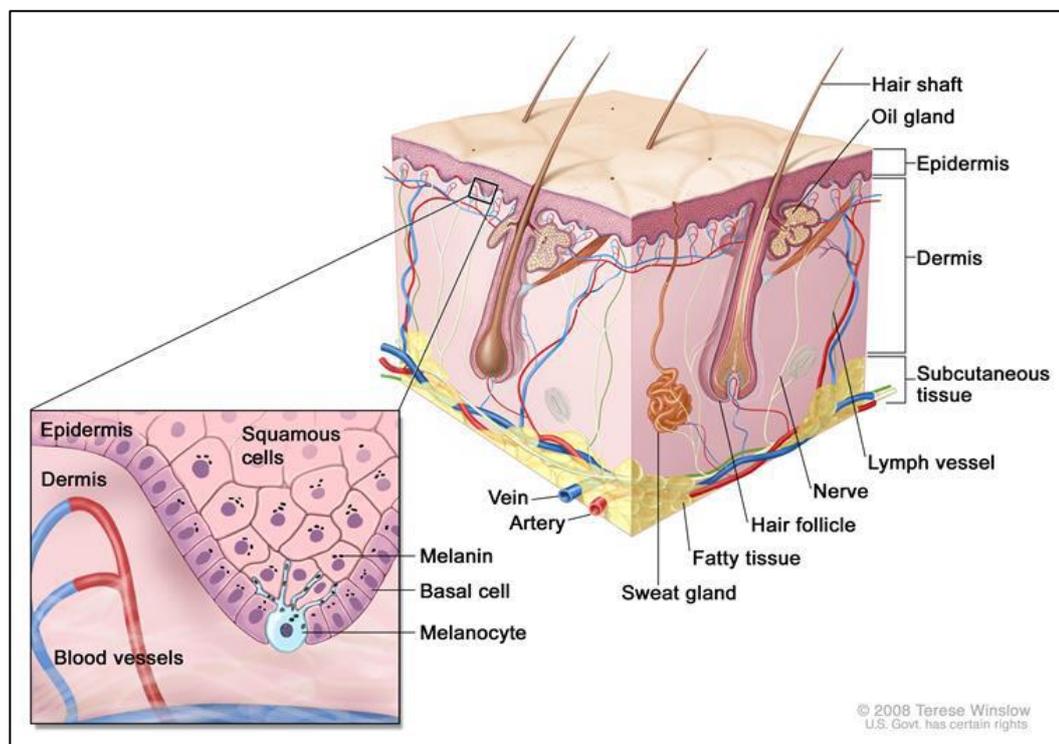
- **Cellules basales** : Ces cellules en forme de bloc constituent la couche inférieure de l'épiderme. Le corps fabrique constamment de nouvelles cellules basales.

En vieillissant, elles remontent dans l'épiderme et s'aplatissent pour former des cellules squameuses.

• **Mélanocytes** : Ces cellules se trouvent entre les cellules basales et produisent un pigment sombre appelé mélanine, la substance qui donne à la peau sa couleur. Lorsque la peau est endommagée par les rayons ultraviolets (UV), les mélanocytes produisent de la mélanine supplémentaire. Les mélanocytes se trouvent également dans des taches non cancéreuses sur la peau appelées grains de beauté ou naevi . [7]

## 2-2 Derme

Cette couche de la peau se trouve sous l'épiderme. Le derme contient les racines des poils (follicules), des glandes sudoripares, des vaisseaux sanguins, des vaisseaux lymphatiques et les nerfs. Tous ces éléments sont maintenus en place par le collagène et l'élastine, L'une des protéines qui donnent à la peau sa force et son élasticité. [8]



**Figure 1.1** : L'épiderme et les couches de derme dans la peau humaine avec des cellules squameuses, des cellules basales et des mélanocytes.

## 3-Maladies cutanées non cancéreuses

### 3-1 Le psoriasis

Le psoriasis est une maladie cutanée courante qui affecte le cycle de vie des cellules de la peau. Par conséquent, les cellules de psoriasis s'accumulent rapidement à la surface de la peau pour former d'épaisses écailles argentées et des couches de démangeaisons, sèches et rouges, provoquant parfois des douleurs. [1]



**Figure1.2:** Image de maladie le psoriasis.

### 3-2 L'eczéma

L'eczéma est une maladie cutanée causée par une dermatite atopique (dermatite atopique), car la dermatite - c'est-à-dire la dermatite, et atopique - (atopique), est liée à une hypersensibilité (allergie), qui est, le plus souvent, due à des causes héréditaires. [1]



**Figure 1.3:** l'image de maladie l'eczéma.

### 3-3 Le lupus érythémateux disséminé

Le lupus érythémateux disséminé est une maladie inflammatoire qui résulte d'une maladie auto-immune dans différentes parties du corps (maladie auto-immune). Le nom de cette maladie est dérivé d'une éruption de papillon qui apparaît sur les joues et sur l'arête du nez (érythème), ainsi que d'une inflammation de nombreux systèmes et organes du corps (systémique). [1]



**Figure1.4:** Image de maladie le lupus érythémateux disséminé.

## 4- Cancer de la peau

Le corps humain est composé de cellules vivantes qui se développent, se divisent en nouvelles cellules et qui meurent.

La division cellulaire est un processus continu dans le corps humain et remplace les cellules mortes. Cependant, la croissance des cellules anormales et la division cellulaire incontrôlable sont les causes du cancer.



**Figure1.5:** Image de cancer de la peau.

## 5- Type de cancer de la peau

Les trois principaux types de cancer de la peau sont le carcinome basocellulaire Carcinome baso cellulaire(CBC), carcinome épidermoïde CSC (CSC) et mélanome.

Le carcinome basocellulaire (basal cell cancer BCC) et le carcinome épidermoïde CSC (CSC) sont également appelés cancer de la peau non mélanique ou cancers des kératinocytes.

Les types rares de cancer de la peau autre que le mélanome comprennent la cellule de Merkel carcinome et angiosarcome. Ils sont traités différemment de BCC et CSC.

### 5-1 Carcinome baso cellulaire (Basal-CellCarcinoma CBC)

Cela commence dans les cellules basales de l'épiderme. Il représente environ 70% des non-mélanomes cancers de la peau.

Le BCC se développe lentement au fil des mois ou des années et se propage rarement dans d'autres parties du corps. Plus tôt un CBC est diagnostiqué, plus il est facile à traiter. S'il n'est pas traité, il peut devenir plus profonde dans la peau et peut endommager les tissus voisins, ce qui rend le traitement plus difficile.

Avoir un BCC augmente le risque d'en obtenir un autre. Il est possible d'avoir plus d'un BCC en même temps sur différentes parties du corps. [9]



**Figure1.6:** Type de cancer Carcinome baso cellulaire CBC.

### 5-2 Mélanome

Cela commence dans les cellules mélanocytaires de la peau. Il représente 1 à 2% de tous les cancers de la peau.

Bien que le mélanome soit un type de cancer de la peau moins courant, il est considéré comme le plus grave car il pousse vite et est le plus susceptible de se propager dans d'autres parties du corps, tels que les ganglions lymphatiques, les poumons, le foie, le cerveau et les os, surtout sinon trouvé tôt. Plus le mélanome est détecté tôt, plus il réussit le traitement est susceptible de l'être.

Le mélanome est l'un des types de cancer les plus meurtriers et à la croissance la plus rapide au monde. Le cancer de la peau est rarement mortel sauf mélanome qui est le 6 type de cancer courant aux États-Unis. Appareils de bronzage ultraviolet sont répertoriés comme cancérigènes humains connus et probables avec le plutonium et les cigarettes par l'Organisation mondiale de la santé. En 2017, environ 87110 adultes étaient diagnostiqués avec un mélanome aux États-Unis, et environ 9 730 ont été mortels. La cause principale du mélanome est les dommages à l'ADN dus à l'exposition aux rayons UV (c.-à-d. et lits de bronzage). Génétique avec des antécédents de mélanomes malins et ayant une peau type claire sont les autres facteurs de risque.[10]

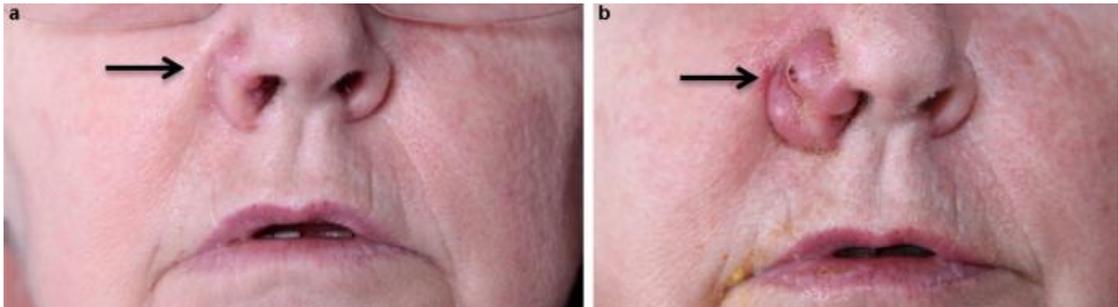


**Figure1.7:**Type de cancer Mélanome.

### 5-3 Carcinome épidermoïde (Squamous-Cell Carcinoma SCC)

Cela commence dans les cellules squameuses de l'épiderme. Cela fait environ 30% des cancers cutanés non mélaniques.

Le SCC a tendance à croître rapidement sur plusieurs semaines ou mois. S'il n'est pas traité, le SCC peut se propager dans d'autres parties du corps. Ceci est connu sous le nom de SCC invasif. Le CCS sur les lèvres et les oreilles est plus susceptibles de se propager. [11]



**Figure1.8:** Type de cancer Carcinome épidermoïde SCC.

### 6- Comment repérer un cancer de la peau?

Les cancers de la peau ne se ressemblent pas tous, mais il y a des signes à surveiller, y compris:

- Un endroit qui ne ressemble pas et se sent différent des autres endroits sur la peau.
- Un endroit qui a changé de taille, de forme, de couleur ou de texture.
- Une plaie qui ne guérit pas en quelques semaines.
- Une plaie qui démange ou qui saigne.

Il n'y a pas de lignes directrices fixes sur la fréquence à laquelle rechercher un cancer de la peau, mais vérifier régulièrement votre peau vous aidera à remarquer tout nouveau ou changement de place. Si vous avez déjà eu un cancer de la peau ou vous n'êtes plus à risque de développer un cancer de la peau, demandez à votre médecin à quelle fréquence vous devriez vérifier votre peau. [12]

### 7- Signes et symptômes possibles du mélanome

Le signe d'avertissement le plus important du mélanome est une nouvelle tache sur la peau ou une tache qui change de taille, de forme ou de couleur.

Un autre signe important est un endroit qui a l'air différent de tous les autres endroits sur votre peau (connu sous le nom de signe de vilain petit canard).

Si vous présentez l'un de ces signes avant-coureurs, faites examiner votre peau par un médecin.

La règle **ABCDE** est un autre guide des signes habituels de mélanome. Être à l'affût et informez votre médecin des taches présentant l'une des caractéristiques suivantes:

- **A signifié asymétrie** : la moitié d'une taupe ou d'une tache de naissance ne correspond pas à l'autre.

- **B signifie Bordure**: les bords sont irréguliers, irréguliers, entaillés ou flous.

- **C est pour la couleur**: la couleur n'est pas la même partout et peut inclure différentes nuances de brun ou de noir, ou parfois avec des taches rose, rouge, blanc ou bleu.

- **D est pour le diamètre** : le point est plus grand que 6 millimètres de diamètre (environ ¼ de pouce – la taille d'une gomme à crayon), bien que les mélanomes puissent parfois être plus petits que cela.

- **E signifie Evolving**: la taupe change de taille, de forme ou de couleur. [13]

## 8- Techniques d'imagerie du cancer de la peau

S'il est diagnostiqué à un stade précoce, le cancer de la peau est traitable à 90% contre 50% aux stades avancés. [14] Avec le développement de techniques d'imagerie non invasives et à haute résolution, la précision du diagnostic des cancers cutanés ou des lésions cutanées a augmenté. [15]

En particulier, la moindre précision diagnostique du mélanome est la principale raison d'un sur-traitement (causé par un faux diagnostic positif) ou d'un sous- traitement (causé par un faux diagnostic négatif). Un faux diagnostic positif est le principal facteur du coût de traitement qui augmente en raison de l'accise d'un nombre inutilement élevé de lésions pour biopsie et examen pathologique. Cependant, l'imagerie haute résolution techniques ont un grand potentiel pour améliorer la spécificité du diagnostic et, par conséquent, si les techniques introduisent la possibilité d'induire une réduction des excisions inutiles et coûts connexes. Les techniques d'imagerie les plus couramment utilisées actuellement pour le diagnostic des

cancers de la peau sont la microscopie confocale par réflectance, la tomographie par cohérence optique, l'échographie, et la démoscopie.

- **Microscopie confocale à réflectance (Reflectance confocal microscopy RCM)**

La microscopie confocale est une méthode d'imagerie non invasive qui utilise un laser focalisé sur un point spécifique sur la peau et visualise les détails cellulaires de la peau. Parce qu'elles structures cellulaires (cellules, mélanine, hémoglobine, etc.) ont des indices de réfraction différents, RCM peut facilement différencier la lumière réfléchi de la peau. Cependant, RCM est le plus coûteux entre autres techniques d'imagerie cutanée.

- **Tomographie par cohérence optique (Optical Coherence Tomography OCT)**

L'OCT peut être utilisé pour imager des structures microscopiques et peut distinguer les tissus sains des tissus cancéreux. Cependant, l'OCT n'est pas en mesure de visualiser les éléments subcellulaires et la membrane: il ne peut pas détecter la tumeur à un stade précoce. De plus, sans confirmation histologique, l'OCT ne peut pas déterminer complètement le diagnostic de mélanome. Ainsi, l'OCT n'est pas un moyen avantageux de mélanome processus de diagnostic.

- **Échographie**

L'échographie est l'une des procédures non invasives les plus courantes car elle est polyvalente, sans douleur, et a un faible risque. Dans cette procédure, la morphologie de la peau peut être visualisée par l'on des ultrasonores qui reviennent du tissu. Même si les ondes ultrasonores peuvent atteindre les couches profondes de la peau et évaluer la tumeur, la faible résolution ne permet pas de distinguer les lésions cutanées morphologiquement. De plus, il n'attrape pas les tumeurs aux premières étapes.

- **Dermoscopie**

La dermoscopie, également connue sous le nom de microscopie à épilumence, est un méthode très pratique pour la détection précoce du mélanome malin et d'autres lésions pigmentées. Il permet aux utilisateurs de capturer les couleurs et les structures profondes de la peau pour détecter le mélanome à un stade précoce. Selon les statistiques de la littérature, en

utilisant la dermoscopie elle peut augmenter la précision du diagnostic entre 5% et 30% selon le type de lésions cutanées. [16, 17]

## **Conclusion**

À la fin de ce chapitre, nous avons conclu que le diagnostic d'un cancer de la peau à un stade précoce peut être guéri à 90%. Une personne doit examiner sa peau fréquemment et lorsque de nouveaux signes ou tâches apparaissent, nous devons consulter un médecin.

Avec le développement des techniques d'imagerie à haute résolution, la précision du diagnostic localisé du cancer de la peau a augmenté, ce qui nous permet de créer un programme qui permet la détection rapide et précise des patients atteints de cancer de la peau.

**Chapitre 02 :**  
**L'apprentissage automatique**

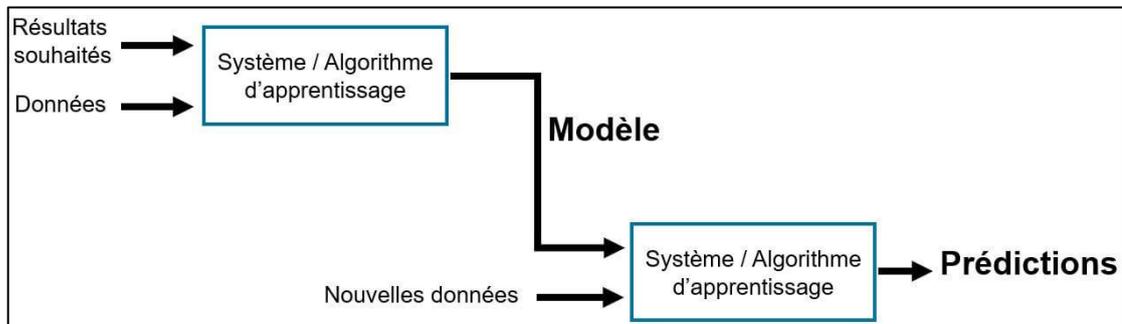
## 1-Introduction

L'apprentissage artificiel est une discipline jeune, à l'instar de l'Informatique et de l'Intelligence artificielle. Elle se situe au carrefour d'autres disciplines : philosophie, psychologie, biologie, logique, mathématique. Les premières études remontent à des travaux de statistiques dans les années 1920. C'est après la seconde guerre mondiale que les premières expériences deviennent possibles. Elles se développent ensuite dans les années 1960 les approches connexionnistes avec des perceptions, et la reconnaissance des formes. La mise en évidence des limites du percepta simple arrête toutes les recherches dans ce domaine jusqu'à la renaissance dans les années 1980. Les années 1970 sont dominées par des systèmes mettant l'accent sur les connaissances, les systèmes experts, Les limites de tels systèmes se font sentir dans les années 1980, pendant lesquelles a lieu le retour de connexion avec un nouvel algorithme d'apprentissage.

L'apprentissage automatique (ou artificiel) (machine-learning en anglais) un champ d'étude de l'intelligence artificielle. L'apprentissage artificiel fait référence à la capacité d'un système à acquérir et intégrer de façon autonome des connaissances. Cette notion englobe toute méthode permettant de construire un modèle de la réalité à partir de données, soit en améliorant un modèle partiel ou moins général, soit en créant complètement le modèle [18]. L'apprentissage automatique fait référence au développement, l'analyse et l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine (au sens large) d'évoluer et de remplir des tâches associées à une intelligence artificielle grâce à un processus d'apprentissage. Cet apprentissage permet d'avoir un système qui s'optimise en fonction de l'environnement, les expériences et les résultats observés.[19]

## 2-Définition de l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est défini comme un ensemble de méthodes pouvant générer un modèle intelligent pour décrire les modèles de données, puis utiliser ces modèles pour prédire les futures déclarations ou la prise de décision.



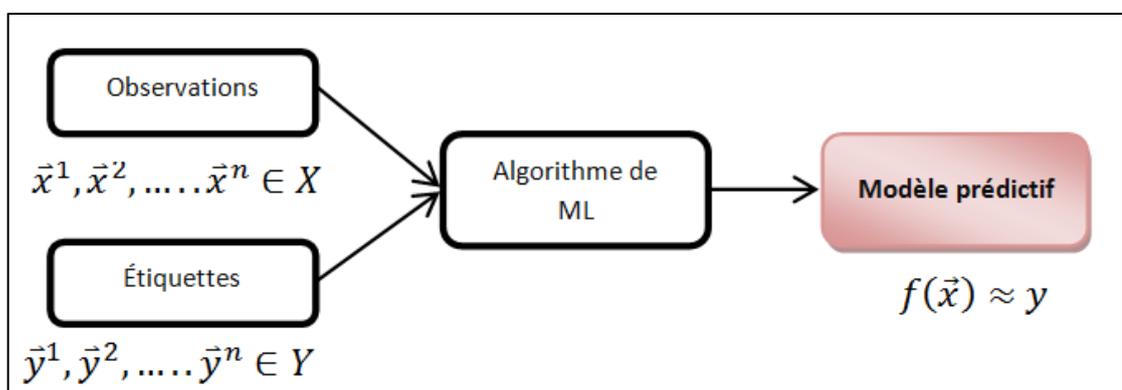
**Figure 2.1:** Architecture du l'apprentissage automatique.

## 3-Type d'apprentissage automatique

Par exemple, l'apprentissage automatisé généralement divisé en deux types principaux, l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé, il existe un troisième type d'apprentissage automatisé appelé apprentissage par renforcement qui est moins courant que les deux types précédents et il est utile pour apprendre à se comporter par exemple. Considérant comment un enfant apprend à marcher. [20]

### 3-1-Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé, également appelé apprentissage automatique supervisé, est une sous-catégorie de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle. Il est défini par son utilisation d'ensembles de données étiquetés pour former des algorithmes permettant de classer les données ou de prédire les résultats avec précision. Au fur et à mesure que les données d'entrée sont introduites dans le modèle.[21]



**Figure 2.2:** Apprentissage supervisé.

### 3-2-Apprentissage non supervisé:

L'apprentissage non supervisé est la formation d'une machine à l'aide des informations qui ne sont ni classées ni étiquetées et permettant à l'algorithme d'agir sur cette information sans orientation. Ici, la tâche de la machine est de regrouper les informations non triées selon des similitudes, des modèles et des différences sans aucune formation préalable des données.[22]

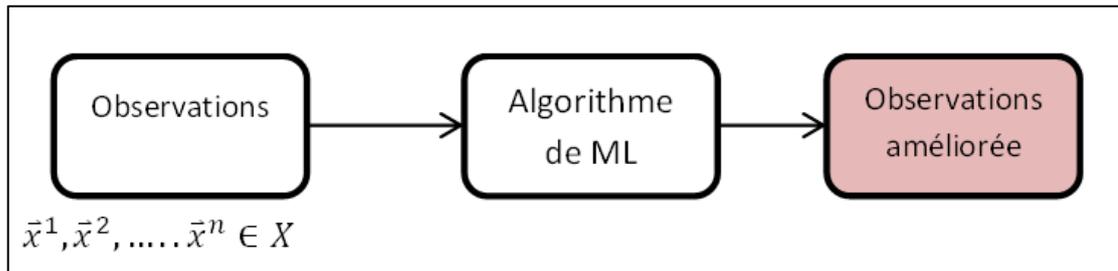


Figure 2.3: Apprentissage non supervisé.

### 4-Problème d'apprentissage (Régression, Classification)

- **Classification**

Le problème de classification fait référence à une fonction qui renvoie une variable discrète à partir de variable d'entrée. La sortie appelée étiquette ou catégorie. Par exemple, le problème du chien ou du chats un problème de classification.

- **Régression**

Dans le problème de régression, la fonction retourne une variable continue à partir de la variable d'entrée, par exemple, régression linéaire pour prédire le prix des produits.

La différence entre deux types est par exemple quelle sera la température demain?

La réponse sera prédiction pour la classification est: chaud ou froid et la prédiction de la régression est la valeur de la température, par exemple 34 degrés. [23]

### 5-Les techniques (Modèle ou Classificateurs)

- **Forêt aléatoire**

La forêt aléatoire est un autre algorithme d'apprentissage automatique supervisé flexible utilisé à la fois à des fins de classification et de régression. La "forêt" fait référence à un ensemble d'arbres de décision non corrélés, qui sont ensuite fusionnés pour réduire la variance et créer des prévisions de données plus précises.

- **K-plus proche voisin**

K-plus proche voisin, également connu sous le nom d'algorithme KPPV, est un algorithme non paramétrique qui classe les points de données en fonction de leur proximité et de leur association avec d'autres données disponibles. Cet algorithme suppose que des points de données similaires peuvent être trouvés à proximité les uns des autres. En conséquence, il cherche à calculer la distance entre les points de données, généralement via la distance euclidienne, puis il attribue une catégorie en fonction de la catégorie ou de la moyenne la plus fréquente.

Sa facilité d'utilisation et son temps de calcul réduit en font un algorithme préféré des scientifiques des données, mais à mesure que l'ensemble de données de test augmente, le temps de traitement s'allonge, ce qui le rend moins attrayant pour les tâches de classification. KPPV est généralement utilisé pour les moteurs de recommandation et la reconnaissance d'images.

- **Machine à vecteurs de distance (SVM):**

Une machine à vecteurs de support est un modèle d'apprentissage supervisé populaire développé par Vladimir Vapnik, utilisé à la fois pour la classification et la régression des données. Cela dit, il est généralement utilisé pour les problèmes de classification, en construisant un hyperplan où la distance entre deux classes de points de données est à son maximum. Cet hyperplan est connu comme la frontière de décision, séparant les classes de points de données (par exemple, oranges vs pommes) de chaque côté du plan. [24]

- **Régression logistique**

La régression logistique se définit comme étant une technique permettant d'ajuster une surface de régression à des données lorsque la variable dépendante est dichotomique.

Cette technique est utilisée pour des études ayant pour but de vérifier si des variables indépendantes peuvent prédire une variable dépendante dichotomique. Contrairement à la régression multiple et l'analyse discriminante, cette technique n'exige pas une distribution normale des prédicteurs ni l'homogénéité des variances.

Différents types de régression logistiques existent, possédant chacune leur procédé statistique et conduisant à l'élaboration de différents modèles théoriques. Ainsi, seront abordés les types directs, séquentiels et automatisés «stepwise».

- **Régression linéaire**

La régression linéaire est utilisée pour identifier la relation entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes et généralement utilisée pour faire des prédictions sur les résultats futurs. Lorsqu'il n'y a qu'une seule variable indépendante et une seule variable dépendante, on parle de régression linéaire simple. À mesure que le nombre de variables indépendantes augmente, on parle de régression linéaire multiple. Pour chaque type de régression linéaire, il cherche à tracer une ligne de meilleur ajustement, qui est calculée par la méthode des moindres carrés. Cependant, contrairement aux autres modèles de régression, cette ligne est droite lorsqu'elle est tracée sur un graphique. [24]

- **Naïve Bayes**

Naïve Bayes est une approche de classification qui adopte le principe de l'indépendance conditionnelle de classe par rapport au théorème de Bayes. Cela signifie que la présence d'une caractéristique n'a pas d'impact sur la présence d'une autre dans la probabilité d'un résultat donné, et chaque prédicteur a un effet égal sur ce résultat. Il existe trois types de classificateurs Naïve Bayes: Multinomial Naïve Bayes, Bernoulli Naïve Bayes et Gaussian Naïve Bayes. Cette technique est principalement utilisée dans les systèmes de classification de texte, d'identification de spam et de recommandation.[21]

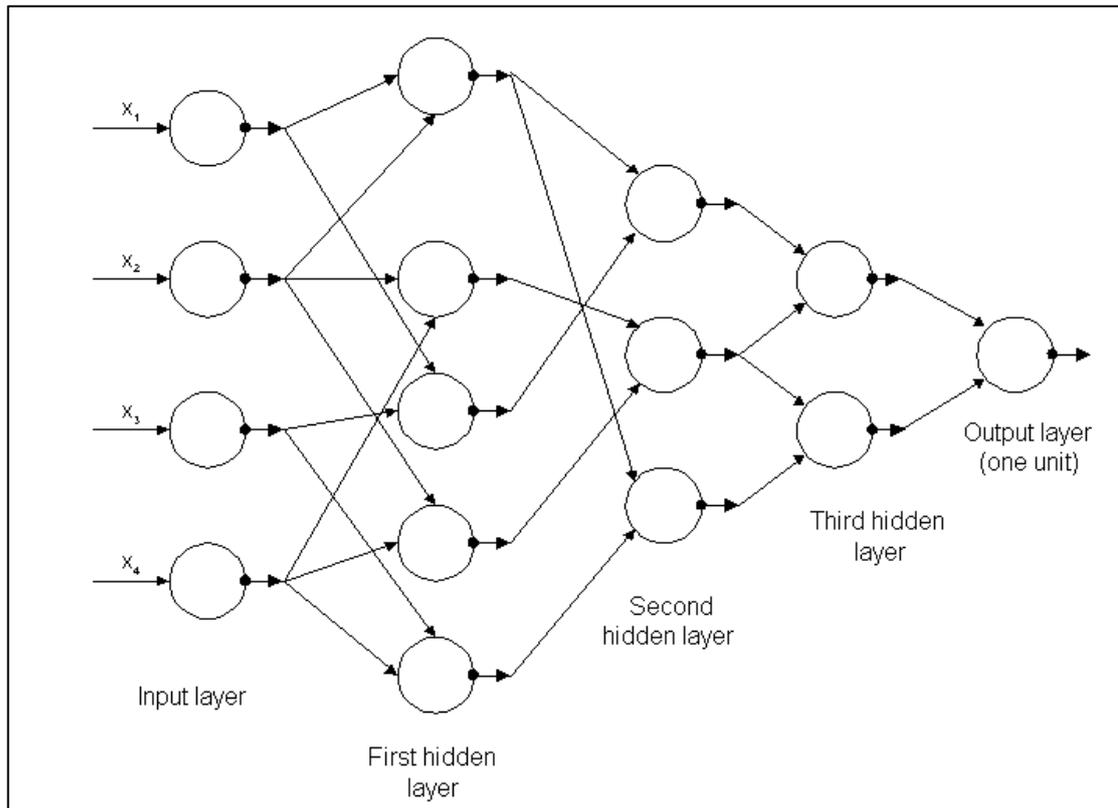
## **6-L'apprentissage profond**

### **6-1-Définition**

L'apprentissage profond est une évolution des réseaux neuronaux. L'intérêt pour l'apprentissage profond s'est développé graduellement dans plusieurs recherches dans le domaine ont été diffusées et son application, dans le diagnostic du cancer et de l'autisme, entre autres applications:

Les premiers algorithmes d'apprentissage profond avec plusieurs couches d'affectations non linéaires présentent leurs origines dans Alexey Grigoryevich I vakhnenko, qui a développé la méthode de groupes de manipulation de données et Valentin Grigor'evich Lapa, auteur de l'œuvre Cybernétique et techniques de prévisions dans l'année 1965.

Les deux ont utilisé des modèles profonds avec des fonctions d'activation polynomiale, qui ont été étudiées à l'aide de méthodes statistiques. Grâce à ces méthodes, ils ont sélectionné dans chaque couche les meilleures ressources et transmis à la couche suivante, sans utiliser Back propagation pour "former" le réseau complet, mais utiliser des carrés minimaux sur chaque couche, où les précédentes ont été installées à partir indépendamment dans les couches ultérieures, manuellement.



**Figure 2.4:**Structure du premier réseau profond.

### 6-2 Type du l'apprentissage profondi

Il existe plusieurs types de réseaux d'apprentissage profondi qui sont :

- Les réseaux de neurones convolutionnels
- Les autoencodeurs
- La machine de Boltzmann.[25]

### 6-3 Avantage d'apprentissage profondi

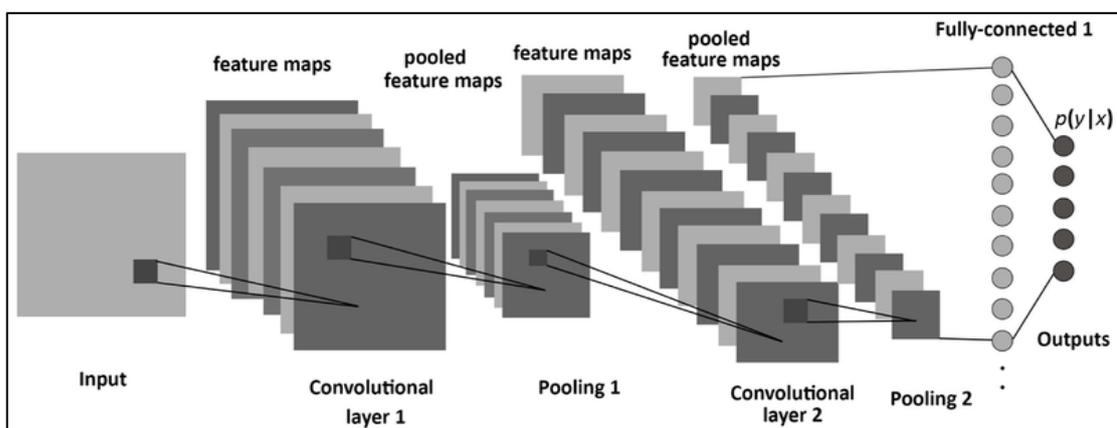
Apprentissage profondi est un nouveau domaine de recherche en Machine Learning. Qui vise à rapprocher l'apprentissage automatique de l'un de ses objectifs initiaux « l'intelligence artificielle ».

Les avantages de l'apprentissage profond sont:

- Rendre les algorithmes d'apprentissage bien meilleurs et plus faciles à utiliser
- Faire des progrès révolutionnaires dans l'apprentissage automatique et l'intelligence artificielle.[26]

#### 6-4 Les réseaux de neurones convolutionnels CNN

CNN est une structure mathématique qui est généralement composée de trois types de couches (ou blocs de construction) : la convolution, la mise en commun et les couches entièrement connectées. Les deux premières, les couches de convolution et de mise en commun, exécutent l'extraction des caractéristiques, tandis que la troisième, une couche entièrement connectée, mappe les caractéristiques extraites en sortie finale, telle que la classification. Une couche de convolution joue un rôle clé dans CNN, qui est composé d'une pile d'opérations mathématiques, telles que la conversion, un type spécialisé d'opération linéaire. Dans les images numériques, les valeurs de pixels sont stockées dans une grille bidimensionnelle, c'est-à-dire un tableau de nombres, et une petite grille de paramètres appelée noyau, une fonction d'approximation, est appliquée à chaque position d'image, ce qui rend les CNN très efficaces pour le traitement d'image, car une caractéristique peut se produire n'importe où dans l'image. Au fur et à mesure qu'une couche alimente sa sortie dans la couche suivante, les entités extraites peuvent devenir hiérarchiquement et progressivement plus complexes. Le processus d'optimisation des paramètres tels que les noyaux est appelé entraînement, qui est effectué de manière à minimiser la différence entre les sorties et les étiquettes de vérité grâce à un algorithme d'optimisation appelé rétro propagation.[27]



**Figure 2.5:** Architecture standard d'un réseau de neurone convolutionnel.

Une architecture CNN est formée par un empilement de couches de traitement indépendantes :

- La couche de convolution (CONV) qui traite les données d'un champ récepteur.

- Max pooling (POOL), qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image intermédiaire (souvent par sous-échantillonnage).
- La fonction d'activation (ReLU), souvent appelée par abus 'ReLU' en référence à la fonction d'activation (Unité de rectification linéaire).
- La couche "entièrement connectée" (Fully Connected), qui est une couche de type perceptron.
- La fonction perte (LOSS). [25]

- **Entrées et sorties (Inputs and outputs)**

Lorsqu'un ordinateur voit une image, il regarde un grand ensemble de pixels en fonction de la taille de l'image, par exemple il lit 32 x 32 ensembles de nombres où 3 fait référence aux valeurs RGB, à titre d'illustration, nous avons une image de 480 x 480 au format JPG et couleur. Ce sera une matrice de 480 x 480 x 3 et des valeurs de pixels de 0 à 255 sont données, ces nombres n'ont aucun sens pour un être humain mais c'est l'entrée de base de l'ordinateur.

L'idée est que nous donnons aux ordinateurs tous ces nombres (pixels) et qu'ils nous identifient ou nous catégorisent une image (par exemple une voiture ou un bus) [28]

- **Les composants de réseau neurones à convolution**

Le réseau de neurones à convolution se compose de plusieurs couches conçues pour les problèmes de classification probablement les plus utilisés: les couches de convolution, les couches de mise en commun, et les couches entièrement connectées.

- **Couche de convolution**

Une couche de convolution est un composant fondamental de CNN qui exécute l'extraction d'entités, qui transmet généralement la propagation sur un ensemble de données d'apprentissage, et les paramètres apprenables, c'est-à-dire les noyaux et les poids, sont mis à jour en fonction de la valeur de perte par propagation en arrière avec l'algorithme d'optimisation de la descente de gradient. ReLU, uni linéaire rectifié consiste en une combinaison d'opérations linéaires et non linéaires, c'est-à-dire une opération de convolution et une fonction d'activation.[29]

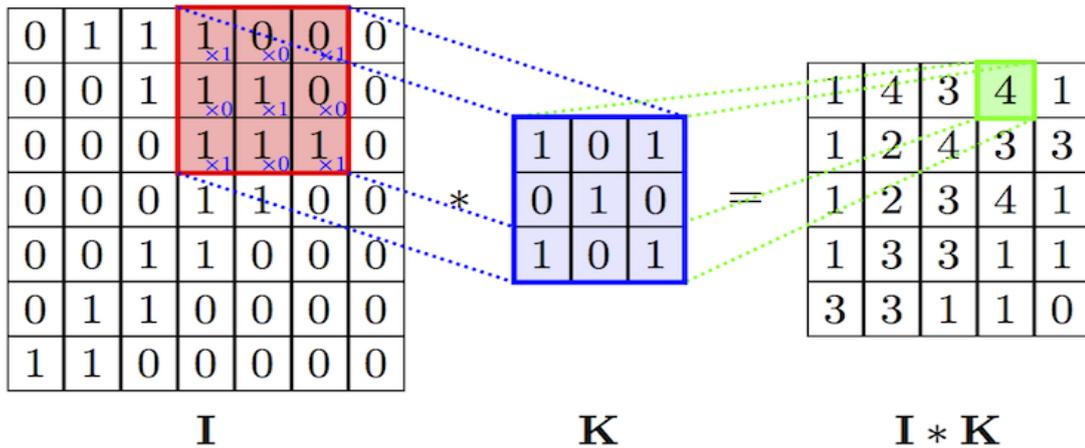


Figure 2.6:L'architecteur de couche convolution.

- **La fonction d'activation ReLU**

La fonction d'activation ReLU ne modifie pas la taille de l'entrée. En fait, l'unité linéaire rectifiée (d'où le nom ReLU) peut être considéré comme une troncature effectuée individuellement pour chaque élément de l'entrée:[30]

$$F(x) = \max(0, x)$$

Cette fonction force les neurones à retourner des valeurs positives.

## ReLU Function

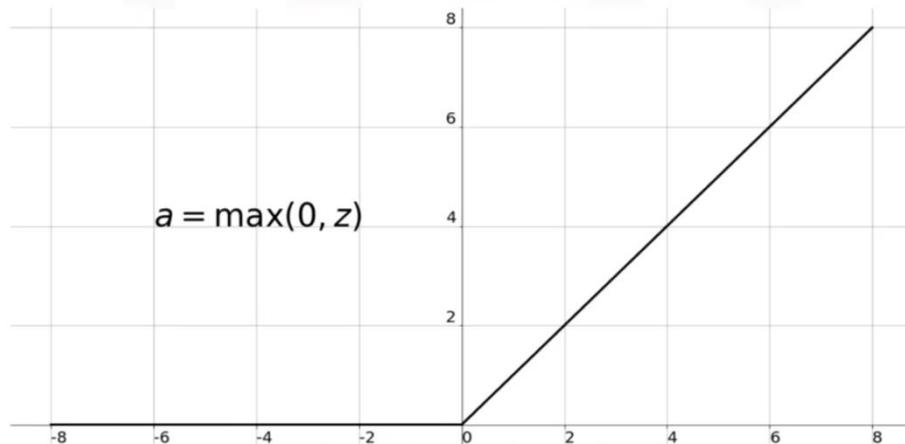
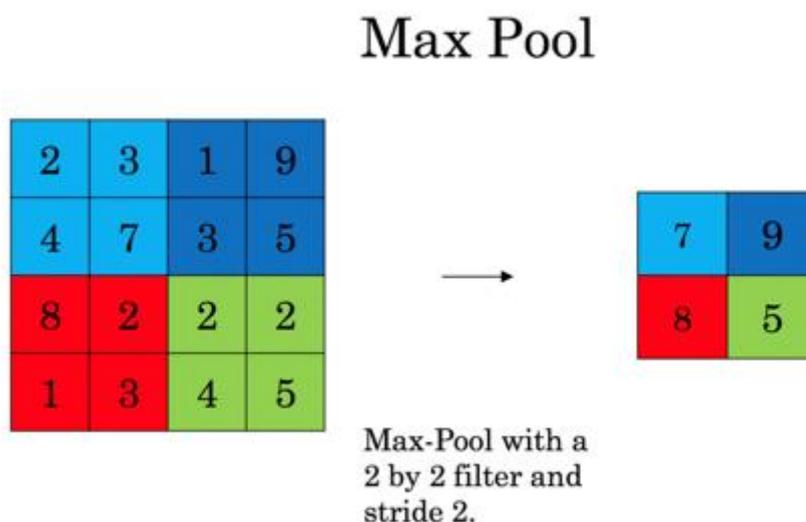


Figure 2.7:La fonction d'activation ReLU.

- **Max Pooling**

Max pooling est un concept important de CNN. Il réduit la charge de calcul en réduisant le nombre de connexions entre couches convolutives. Dans cette section, nous présentons quelques méthodes de regroupement récentes utilisées dans les CNN [31]



**Figure 2.8:** Max Pooling.

- **Entièrement Connecte (Fully connected)**

Après plusieurs couches de convolution et de max-pooling, le raisonnement de haut niveau dans le réseau neuronal se fait via des couches entièrement connectées. Les neurones dans une couche entièrement connectée ont des connexions vers toutes les sorties de la couche précédente. Leurs fonctions d'activations peuvent donc être calculées avec une multiplication matricielle suivie d'un décalage de polarisation.[25]

Entièrement Connecte, une couche finale du réseau sera complètement connectée à sa couche précédente comme dans les réseaux normaux.

- **La fonction de perte (LOSS)**

La fonction de perte spécifie comment l'entraînement du réseau pénalise l'écart entre le signal prévu et réel. Diverses fonctions de perte adaptées à différentes tâches peuvent y être utilisées. La fonction Softmax permet de calculer la distribution de probabilités sur les classes de sortie. [25]

## 7- Les Travaux Similaires

<p>1. Skin cancer malignancy classification with Transfer learning [32]</p>	<p>Il y a deux études principales effectuées :                      quantification de la brutalité des lésions cutanées, comme résultats de classification, ils ont obtenu un score f1 de 87% et une spécificité de 78%.                      classification de la malignité des lésions cutanées à l'aide de l'apprentissage par transfert. après avoir alimenté l'algorithme avec les images redimensionnées</p>
---	--

	et prétraitées, ils ont pu acquérir 95% du score f1 pour les cas malins.
2. Traitement d'images comme outil de diagnostic du cancer de la peau [33]	<p>Ont été développée une chaîne de traitement d'images de dermoscopie afin de classifier les mélanomes en tumeur bénigne ou maligne. Pour ce faire, ont été utilisé une méthode de détection de contours basée sur l'algorithme d'optimisation des colonies de fourmis.</p> <p>Ont été effectués les tests d'application et de validation de cette méthode sur la base de données DermIS et DermQuest, et cette technique a permis d'atteindre un taux de classification de 93.60% en utilisant les réseaux de neurones et un taux de 84.27 % en utilisant les K-plus proches voisins.</p>
3. Skin Cancer Classification Using Convolutional Neural Networks: Systematic Review[34]	<p>dans ce travail 13 articles classant les lésions cutanées à l'aide de CNN. Des quantités statistiques pour évaluer différents classificateurs sont introduites. Ensuite, les méthodes qui utilisent le CNN comme extracteur de fonctionnalités sont présentées.</p>
4. Développement d'une application sous Android Pour la détection des tumeurs de la peau [35]	<p>Ce travail a été consacré sur le développement d'une application mobile "DERM-APP" permet de capturer des photos des tumeurs de la peau à l'aide d'une caméra du Smartphone, en exploitant la bibliothèque "OpenCV" et stocker ces images par la suite dans une base de données locale.</p>
5. Skin cancer detection: Applying a deep learning based model driven architecture in the cloud for classifying dermal cell images[36]	<p>Ce travail présenté un outil dans lequel une personne non-programmeur peut développer des modèles complexes d'apprentissage en profondeur. Il a ouvert les options de flexibilité dans la conception de classificateurs d'apprentissage en profondeur en faisant allusion aux procédures générales et aux modèles de boucle dans le développement de modèles d'apprentissage en profondeur.</p>

## **8-Conclusion**

L'apprentissage automatique est un outil puissant pour prédire les analyses et décrire les données, plusieurs algorithmes ont été proposés dans l'apprentissage automatique, par exemple l'arbre de décision, KNN, Neural Réseau.

L'apprentissage en profondeur est l'algorithme le plus capable de créer le modèle précis, CNN algorithmes ont du succès est un problème de classification d'image.

**Chapitre 03 :**

**Proposition**

## **1-Introduction**

Même si la dermoscopie améliore la perception visuelle d'une lésion cutanée, la reconnaissance automatique du mélanome à partir d'images dermoscopiques reste une tâche difficile, car il a plusieurs défis. Premièrement, le faible contraste entre les lésions cutanées et la peau normale, il est difficile de segmenter avec précision les zones de lésion. Deuxièmement, les lésions de mélanome et la peau normale peuvent présenter un degré élevé de similitude visuelle, entraînant difficulté à distinguer les lésions de mélanome la peau normale. Troisièmement, la variation des affections cutanées, par exemple, la couleur de la peau, les poils naturels ou les veines, chez les patients produis en apparence différente du mélanome, en termes de couleur et de texture, etc.

La détection précoce est importante pour augmenter la durée de vie espérance jusqu'à 98% contre 17% du diagnostic aux stades ultérieurs. [37] Ainsi, il y a un nécessité d'un processus de traitement favorable permettant une détection précoce et rapide du cancer de la peau c'est vital pour la vie du patient.

Avec ces informations de base à l'esprit, le but de notre étude dans ce chapitre est classer et identifier le cancer de la peau à l'aide de transfert d'apprentissage.

## **2-L'approche proposée**

Nous avons proposés un ensemble de modèle pour la classification de cancer de la peau. Ces modèles reposent sur transfert d'apprentissage .

### **2-1-Transfert d'apprentissage**

#### **2-1-1 Définition**

L'apprentissage par transfert (TL) est un problème de recherche en apprentissage automatique (ML) qui se concentre sur le stockage des connaissances acquises tout en résolvant un problème unique et en l'appliquant à un problème différent mais lié. [38] L'apprentissage transitionnel est l'une des techniques les plus courantes en vision par ordinateur et le champ profond de l'apprentissage pour transférer des connaissances d'un domaine à un autre. Le transfert d'apprentissage permet aux utilisateurs d'utiliser des poids prédéfinis d'un autre domaine en cas de limitation de la puissance de calcul.

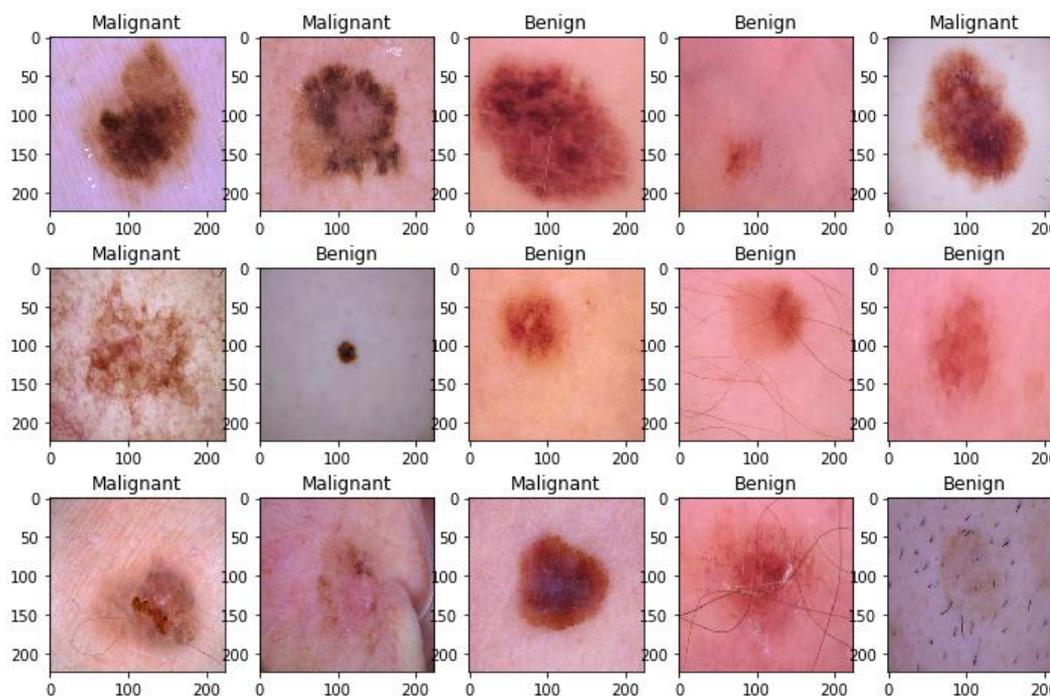
La création d'algorithmes qui facilitent les processus d'apprentissage par transfert est devenue un objectif pour les professionnels de l'apprentissage automatique, qui s'efforcent de rapprocher l'apprentissage automatique le plus possible du comportement humain.

Les algorithmes d'apprentissage automatique sont généralement conçus pour gérer des tâches ponctuelles. L'apprentissage transitionnel permet de développer des méthodes de transfert de connaissances à partir d'une ou plusieurs de ces tâches sources pour améliorer l'apprentissage en exécutant une tâche cible similaire. L'objectif de ce transfert de stratégies d'apprentissage est de faire évoluer l'apprentissage automatique aussi efficacement que l'apprentissage humain.[39]

## 2-2 Les données utilisées

Les données utilisées sont les données de la cancer de la peau en deux classes bénigne et maligne l'ensemble des images contient 2637 images de taille 164 MB.

Les données se composent de deux dossiers contient 2637 images (224x244) des deux types de grains de cancer.[40]



**Figure 3.1 :** Exemple d'images des cancers de la peau.

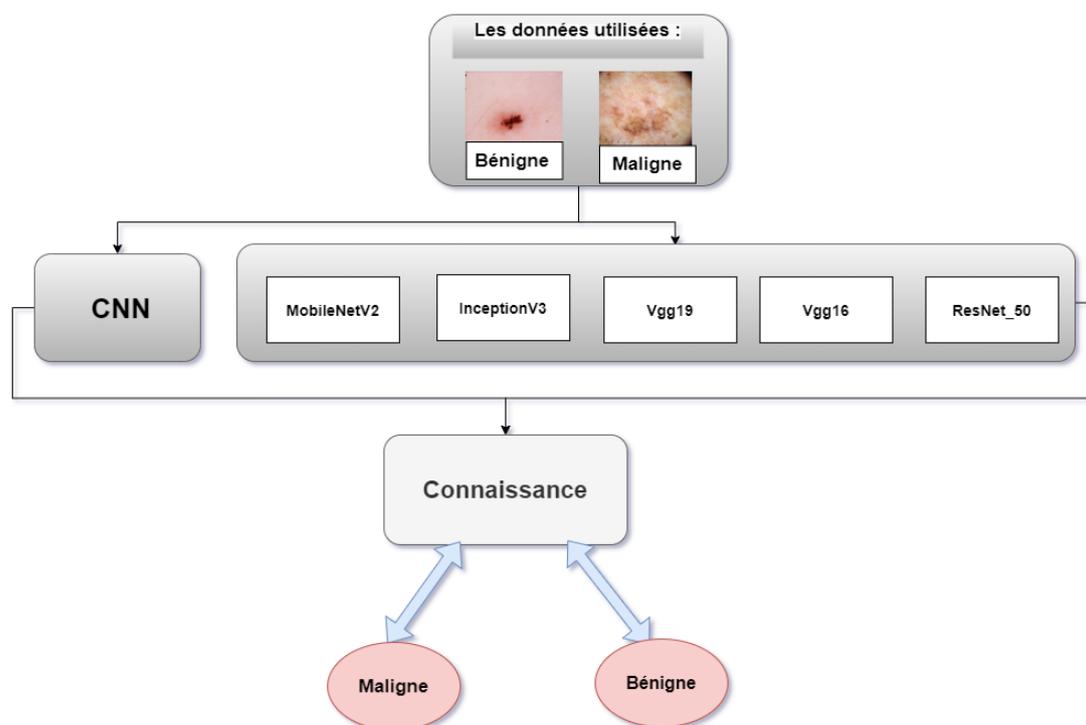
Le tableau montre le contenu de base de données :

**Tableau 3.1:** Nombres des images dans la base de données.

Type de Maladie	Nombres des images en traîner	Nombres des images tester
Bénigne	1440	360
Malignes	1197	300

### 3-L'architecture

#### 3-1 L'architecteur global

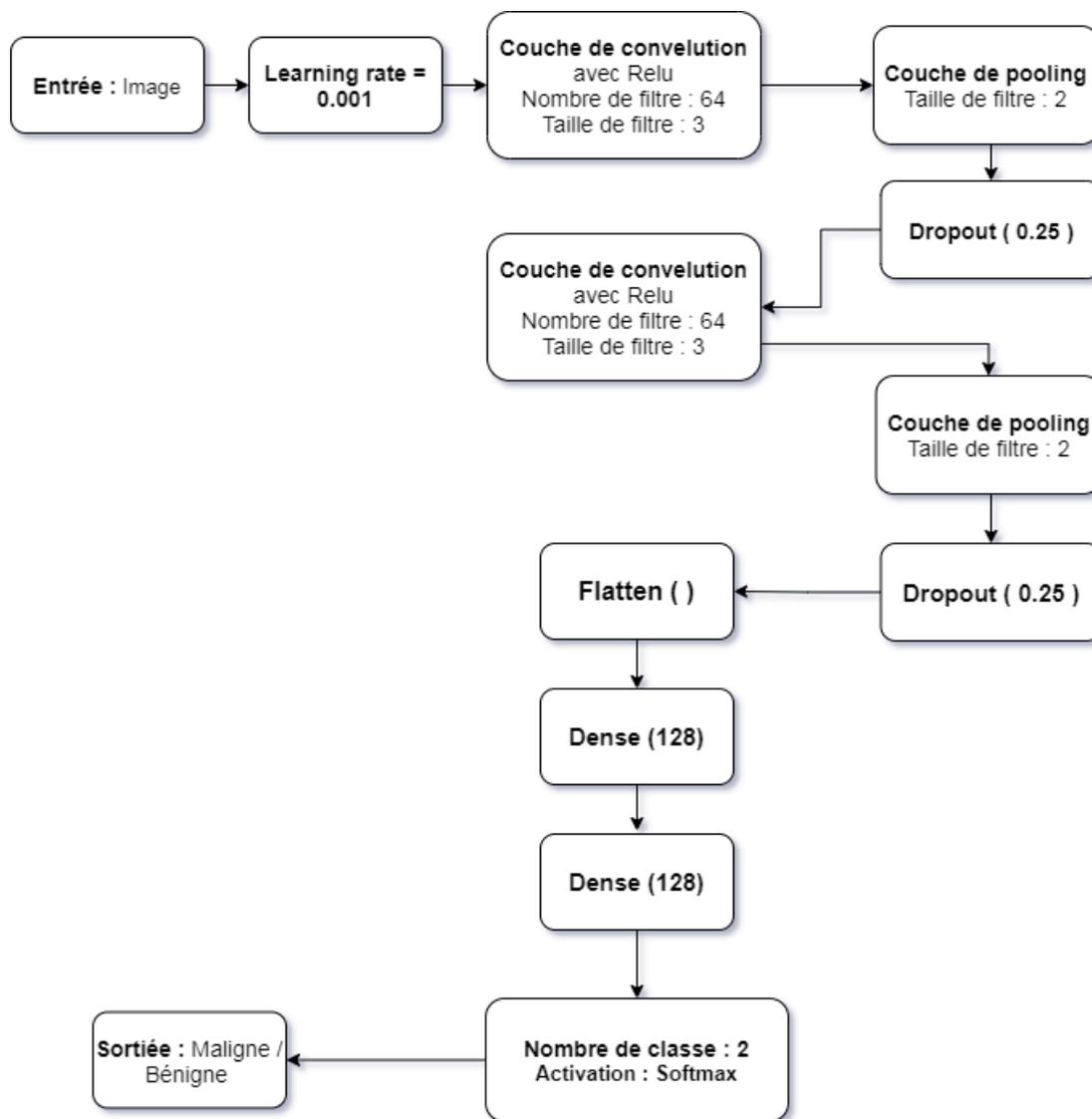


**Figure 3.2:** L'architecture globale utilisée.

#### 4-2 Les réseaux de neurones convolutionnels CNN

Le modèle Cnn dont le taux d'apprentissage est 0.001 et le numéro d'époque 5, la taille du lot (Batch\_size) est 64. Le modèle Cnn se compose de 2 étapes chacune avec une couche de convolution et une couche pool et fonction dropout. Chaque couche de convolution a 3 nombres de filtres et la taille de filtre est 3, et chaque couche de pool a également taille de filtre est égalité 2, et fonction dropout (0.25).

Ensuite, il se compose fonction Flatten (vecteur) et deux couche dense (entièrement connecté), puis il se compose fonction d'activation Softmax a nombre de classe est 2, Enfin, il y a le sortie est Maligne ou Bénigne .



**Figure 3.3:** Le modèle CNN utilisée.

#### 4-3 Avantage de l'apprentissage par transfert

L'entrainement d'un réseau de neurones convolution implique une puissance de calcul souvent massive pour fonctionner. Plus il y a de couches, plus le nombre de paramètres à optimiser est élevé. Néanmoins, une solution existe pour améliorer cette phase et ainsi réduire le temps d'apprentissage. C'est là qu'intervient l'apprentissage par transfert ou Transfer Learning en anglais. Cette méthode permet de faire d'apprentissage automatique sans avoir besoins d'y passer un mois de calcul. Le

principe est de transférer les connaissances acquises par un réseau de neurones lors de la résolution d'un problème afin de traiter un problème similaire.

L'apprentissage par transfert permet également d'éviter le sur apprentissage. Lorsqu'on a peu de données, il est déconseillé d'entraîner le réseau de neurones en partant de zéro. Il existe un grand nombre d'approches de Transfer Learning. Pour cela, on peut généralement exploiter un réseau de neurone pré-entraîné de différentes manières. [41]

#### • **Base de données ImageNet**

ImageNet est un ensemble de données de plus de 15 millions d'images haute résolution étiquetées appartenant à environ 22 000 catégories. Les images ont été collectées sur le Web et étiquetées par des étiqueteurs humains à l'aide de l'outil de crowdsourcing Mechanical Turk d'Amazon. Depuis 2010, dans le cadre du Pascal Visual Object Challenge, un concours annuel appelé ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) a été organisé. ILSVRC utilise un sous-ensemble d'ImageNet avec environ 1 000 images dans chacune des 1 000 catégories. Au total, il existe environ 1,2 million d'images de formation, 50 000 images de validation et 150 000 images de test. ImageNet se compose d'images à résolution variable. Par conséquent, les images ont été sous-échantillonnées à une résolution fixe de  $256 \times 256$ . Étant donné une image rectangulaire, l'image est redimensionnée et rognée le patch central  $256 \times 256$  de l'image résultante.[42]

#### • **InceptionV3**

Inception v3 est un modèle de reconnaissance d'image largement utilisé qui atteint une précision supérieure à 78,1% sur l'ensemble de données ImageNet. Le modèle est l'aboutissement de nombreuses idées développées par plusieurs chercheurs au fil des ans. Il est basé sur l'article original: "Repenser l'architecture de lancement pour la vision par ordinateur" par Szegedy.

Le modèle lui-même est composé de blocs de construction symétriques et asymétriques, y compris les convolutions, la mise en commun moyenne, la mise en commun maximale, les concats, les abandons et les couches entièrement connectées. Batchnorm est largement utilisé dans tout le modèle et appliqué aux entrées d'activation. La perte est calculée via Softmax.[43]

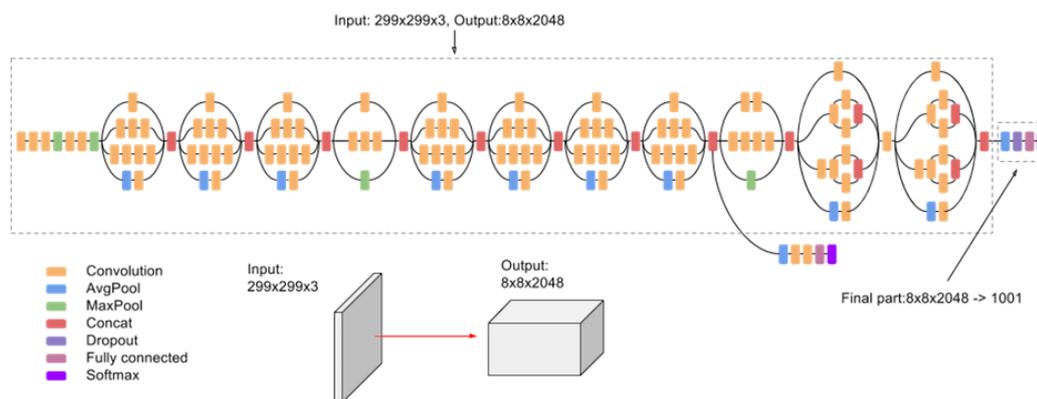


Figure 3.4 : L'architecture de InceptionV3.

### • VGG16

VGG16 est un modèle de réseau de neurones convolutif proposé par K. Simonyan et A. Zisserman de l'Université d'Oxford dans le document «Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition». Le modèle atteint une précision de test de 92,7% dans le top 5 dans ImageNet. C'était l'un des modèles célèbres soumis à l'ILSVRC-2014. Il apporte une amélioration par rapport à AlexNet en remplaçant les grands filtres de la taille d'un noyau (11 et 5 dans la première et la deuxième couche convolutive, respectivement) par plusieurs filtres  $3 \times 3$  de la taille d'un noyau l'un après l'autre. VGG16 a été formé pendant des semaines et utilisait des GPU NVIDIA Titan Black.[44]

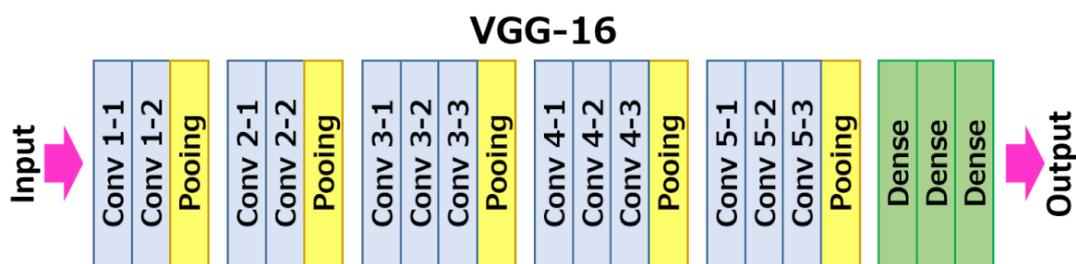


Figure 3.5 : L'architecture de VGG16.

### • VGG19

VGG19 est une variante du modèle VGG qui se compose en bref de 19 couches (16 couches de convolution, 3 couches entièrement connectées, 5 couches Max Pooling et 1 couche SoftMax). Il existe d'autres variantes de VGG comme VGG11, VGG16 et autres. VGG19 compte 19,6 milliards de FLOP.[45]

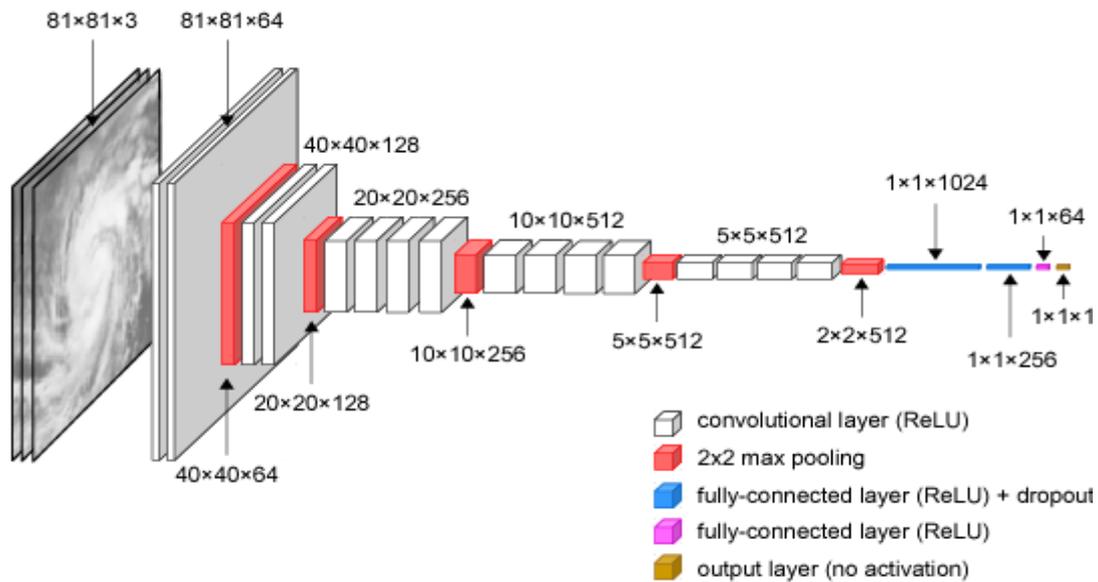


Figure 3.6 : L'architecture de VGG19.

• MobileNetV2

MobileNetV2 est une architecture de réseau neuronal convolutif qui cherche à bien fonctionner sur les appareils mobiles. Il est basé sur une structure résiduelle inversée où les connexions résiduelles entre les couches de goulot d'étranglement (the bottleneck klayers). La couche d'expansion intermédiaire utilise des convolutions légères dans le sens de la profondeur pour filtrer les entités en tant que source de non-linéarité. Dans son ensemble, l'architecture de MobileNetV2 contient la couche initiale entièrement à convolution avec 32 filtres, suivie de 19 couches de goulot d'étranglement résiduelles.[46]

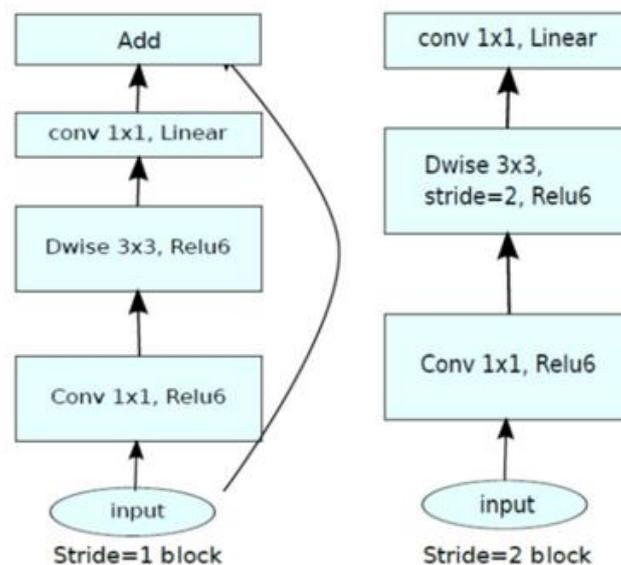


Figure 3.7 : L'architecture de MobileNetV2.

- **Base de donnée Microsoft Common Objects in Context( MS COCO)**

L'ensemble de données MS COCO (Microsoft Common Objects in Context) est un ensemble de données de détection d'objets à grande échelle, de segmentation, de détection de points clés et de sous-titrage. L'ensemble de données se compose de 328K images.

La première version du jeu de données MS COCO a été publiée en 2014. Elle contient 164K images réparties en ensembles d'entraînement (83K), de validation (41K) et de test (41K). En 2015, un ensemble de tests supplémentaires de 81 000 images a été publié, comprenant toutes les images de test précédentes et 40 000 nouvelles images.

La nouvelle division utilise les mêmes images et annotations. L'ensemble de test 2017 est un sous-ensemble de 41K images de l'ensemble de test 2015. De plus, version 2017 contient un nouvel ensemble de données non annotées d'images 123K.[47]

- **ResNet**

ResNet est l'un des réseaux de neurones profonds les plus puissants qui a obtenu des résultats de performances fantastiques dans le défi de classification ILSVRC 2015.

ResNet a réalisé d'excellentes performances de généralisation sur d'autres tâches de reconnaissance et a remporté la première place sur la détection ImageNet, la localisation ImageNet, la détection COCO et la segmentation COCO dans les concours ILSVRC et COCO 2015. Il existe de nombreuses variantes de l'architecture ResNet, c'est-à-dire le même concept mais avec un nombre de couches différent. Nous avons ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-110, ResNet-152, ResNet-164, ResNet-1202 etc. Le nom ResNet suivi d'un nombre de deux chiffres ou plus implique simplement le ResNet architecture avec un certain nombre de couches de réseau neuronal.[48]

Le modèle ResNet-50 se compose de 5 étapes chacune avec une convolution et un bloc d'identité. Chaque bloc de convolution a 3 couches de convolution et chaque bloc d'identité a également 3 couches de convolution. Le ResNet-50 a plus de 23 millions de paramètres entraînaibles. Notre ResNet-50 atteint une précision de test de 86% en 25 époques de formation.

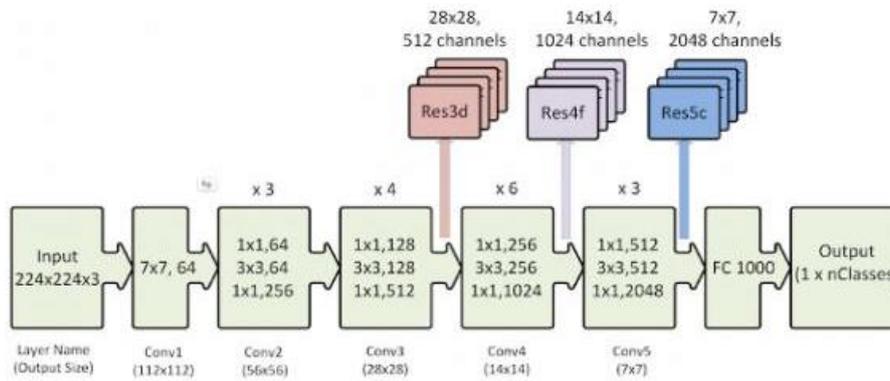


Figure 3.8 : L'architecture de ResNet .

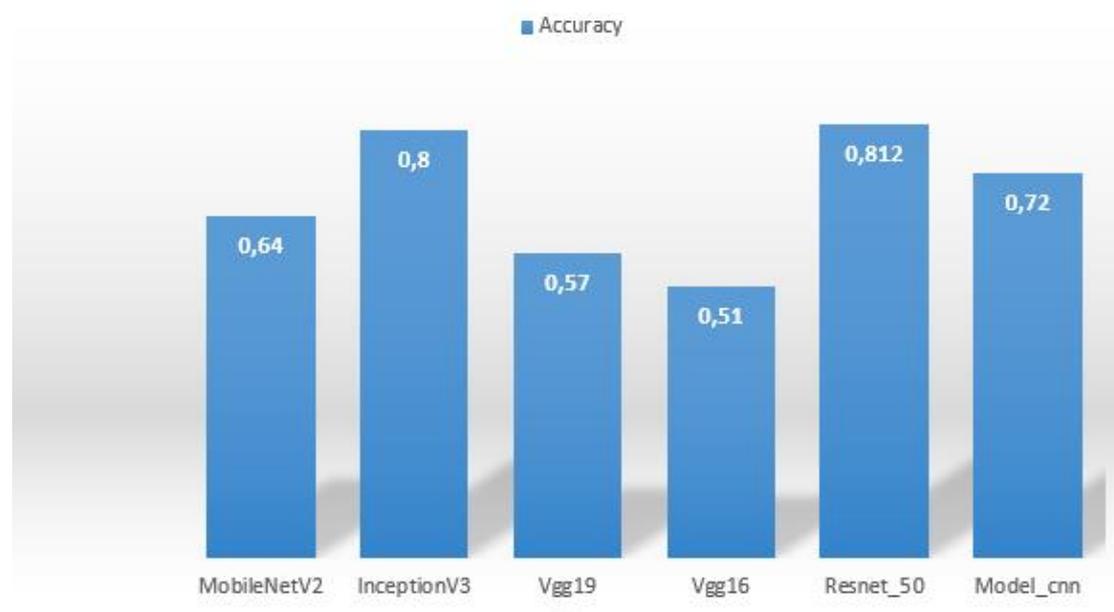
## 5- Les Résultats

- Le tableau présente les résultats extraits :

Tableau 3.2:Précision des Résultats.

Architecteur	Précision
Model_Cnn	0.72
Resnet_50	0.8120
Vgg16	0.51
Vgg19	0.57
InceptionV3	0.80
MobileNetV2	0.64

- Le diagramme montre les résultats:



**Figure 3.9:** comparaison entre modèles.

Le diagramme de la figure 3.9 montre les résultats des modèles utilisés l

La précision la plus élevée est Resnet\_50 et InceptionV3. Où la précision de Resnet\_50 est 0.812 et ConceptionV3 est 0.80, ensuite la précision est des cendu au Model CNN, par 0.72 et MobilNetV2 par 0.64.

La plus faible précision est Vgg19 par 0.57 et Vgg13 par 0.51.

Nous conclusions que le résultat obtenu par Resnet\_50 est le meilleur résultat obtenu en comparaison avec d'autres architecteurs.

## 6- Comparaison

Grâce à notre étude, nous avons constaté que les meilleurs résultats ont été obtenus à partir de Resnet\_50et ConceptionV3, où le taux d'apprentissage est le plus élevé.

## 7- Conclusion

Le mélanome malin est la véritable cause de décès par cancer de la peau.

Bien qu'il existe des techniques d'imagerie et de diagnostic couramment utilisées pour le cancer de la peau comme la dermoscopie, la reconnaissance automatique reste difficile en raison de sa difficulté lésions et différentes maladies de la peau segmentation des zones de micro-lésions et similitudes entre le mélanome et

le non-mélanome. Notre travail fournira un apprentissage en profondeur et un transfert d'apprentissage qui offrira un avantage inévitable aux cliniciens et aux patients dans la détection rapide et précoce de cette maladie.

# **Chapitre 04 :**

## **Validation**

## **1- Introduction**

Dans ce chapitre, nous présentons la mise en œuvre de notre application. Premièrement, en définissant les méthodes utilisées ; Langage de programmation (Python). Nous fournissons des implémentations pour deux méthodes suggérées : Model CNN et Transfert Learning. Ensuite, nous présentons les résultats obtenus par ces différentes méthodes.

## **2- Les utiles utilisées :**

### **2-1- Python**

Python est un langage portable, dynamique, extensible, gratuit, et orientée objet. Il est développé depuis 1989 par Guido van Rossum.

#### **2-1-1 Caractéristiques du langage**

Nous détaillons un peu les principales caractéristiques de Python, plus précisément, les implantations actuelles :

- Python est un portable,
- Python est gratuit, mais on peut l'utiliser sans restriction dans des projets commerciaux.
- La syntaxe de Python est très simple et, combinée à des types de données évolués (listes, dictionnaires...),
- Python est (optionnellement) multi-threadé.[49]

### **2-2 Sklearn**

Scikit-learn est une bibliothèque pour Python spécialisée dans la machine Learning (apprentissage automatique). Il comporte divers algorithmes de classification, de régression et de regroupement, y compris des machines à vecteurs de support, des forêts aléatoires, des accélérateurs de gradient, des k-means, et est conçu pour interagir avec les bibliothèques numériques et scientifiques Python NumPy. [50]

## **2-3 Keras**

### **2-3-1 Définition**

Keras est une bibliothèque Python qui encapsule l'accès aux fonctions proposées par plusieurs bibliothèques de machine Learning, en particulier Tensorflow.

### **2-3-2 Les avantages de Keras**

- Utile pour le prototypage rapide, en ignorant les détails de la mise en œuvre de support arrière ou de l'écriture de la procédure d'optimisation.
- Prend en charge la convolution, la couche récurrente et la combinaison des deux.
- Fonctionne de manière transparente sur le CPU et le GPU.
- Presque toutes les architectures peuvent être conçues à l'aide de ce cadre.
- Code Open Source - Prise en charge de la grande communauté.[51]

## **2-4 Tensorflow**

Tensorflow, développé par Google-brain et publié en 2015, est une open source apprentissage automatique pour le calcul numérique haute performance, de nombreuses entreprises sont actuellement utilisent Tensorflow comme: Twitter, Intel, Nvidia, IBM. [52]

## **2-5 Google colab:**

### **2-5-1 Définition :**

Google Colab est un Cloud pour la communauté de la science des données de Google. Colab nous donne la possibilité de créer des modèles de machine learning et de deep learning complexes et lourds sans avoir à utiliser les ressources limitées de notre machine. [53]

### **2-5-2 Les avantages :**

- Ecrire et exécuter du code en Python

- Vous pouvez également documenter votre propre code et vos équations mathématiques!

- Créer / télécharger / partager un notebook Jupyter
- Importer / enregistrer vers et depuis Google Drive
- Importer / publier des blocs-notes Jupyter à partir de GitHub
- Importation d'ensembles de données externes, par exemple depuis GitHub, Kaggle

Kaggle

- Prend en charge de nombreuses bibliothèques, telles que: OpenCV, Keras, TensorFlow, PyTorch. [54]

### 3- Étapes du code

#### 3-1 Importation des données

Dans cette partie nous décrivons le code source utilisée dans ce travail.

La figure 4.1 illustre les instructions de téléchargement des images de la peau à partir de Drive à Google Colab.

```
[ ] from google.colab import drive
    drive.mount('/content/drive')

Mounted at /content/drive

[ ] import os
    os.chdir("/content/drive/My Drive/skin_dataset")
    os.listdir()
```

**Figure 4.1** : Code Python pour télécharger les images à Google Colab.

La figure 4.2 montre la liste des bibliothèques utilisées.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
import os
from glob import glob
import seaborn as sns
from PIL import Image
np.random.seed(11) # It's my lucky number
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, KFold, cross_val_score, GridSearchCV
from sklearn.metrics import accuracy_score
import itertools

import keras
from keras.utils.np_utils import to_categorical # used for converting labels to one-hot-encoding
from keras.models import Sequential, Model
from keras.layers import Dense, Dropout, Flatten, Conv2D, MaxPool2D
from keras import backend as K
from keras.layers.normalization import BatchNormalization
from keras.utils.np_utils import to_categorical # convert to one-hot-encoding
from keras.optimizers import Adam, RMSprop
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from keras.callbacks import ReduceLROnPlateau
from keras.wrappers.scikit_learn import KerasClassifier
from keras.applications.resnet50 import ResNet50
from keras import backend as K
```

**Figure 4.2 :** La liste des bibliothèques.

### 3-2 Les modèle

#### 3-2-1 CNN

Nous avons utilisé les réseaux de neurones CNN pour la classification des lésions bénignes et malignes. Les paramètres de CNN sont :

- 02 étiquettes (maladie).
- Taille du lot : 64.
- Taille de l'image : 224\*224.
- Taux d'apprentissage : 1e-3.
- Nombre de couches : 9 couches.

```
def build(input_shape=(224,224,3), lr = 1e-3, num_classes= 2,
         init='normal', activ='relu', optim='adam'):
    model = Sequential()
    model.add(Conv2D(64, kernel_size=(3, 3),padding = 'Same',input_shape=input_shape,
                    activation= activ, kernel_initializer='glorot_uniform'))
    model.add(MaxPool2D(pool_size = (2, 2)))
    model.add(Dropout(0.25))

    model.add(Conv2D(64, kernel_size=(3, 3),padding = 'Same',
                    activation =activ, kernel_initializer = 'glorot_uniform'))
    model.add(MaxPool2D(pool_size = (2, 2)))
    model.add(Dropout(0.25))

    model.add(Flatten())
    model.add(Dense(128, activation='relu', kernel_initializer=init))
    model.add(Dense(num_classes, activation='softmax'))
    model.summary()
```

**Figure 4.3** : Code Python pour Model Cnn.

- **Les couches CNN utilisées :**

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 224, 224, 64)	1792
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 112, 112, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 112, 112, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 64)	36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 56, 56, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 56, 56, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 200704)	0
dense (Dense)	(None, 128)	25690240
dense_1 (Dense)	(None, 2)	258
Total params: 25,729,218		
Trainable params: 25,729,218		
Non-trainable params: 0		

**Figure 4.4** : Les couches CNN.

### 3-2-2 L'apprentissage par transfert

La figure 4.5 Présente le code pour les modifications utilisées pour les modèles de l'apprentissage par transfert.

```
input_shape = (224,224,3)
lr = 1e-5
epochs = 5
batch_size = 64
```

**Figure 4.5** : paramètres de l'image.

La figure 4.6 présente le code pour l'appelle de l'architecture ResNet\_50.

```
model = ResNet50(include_top=True,
                 weights= None,
                 input_tensor=None,
                 input_shape=input_shape,
                 pooling='avg',
                 classes=2)
```

**Figure 4.6** : Algorithme ResNet\_50.

La figure 4.7 présente le code pour l'appelle de l'architecture Vgg19.

```
model = VGG19(include_top=True,  
              weights=None,  
              input_tensor=None,  
              input_shape=input_shape,  
              pooling='avg',  
              classes=2)
```

**Figure 4.7** : L'appelle de l'architecture Vgg19.

La figure 4.8 présente le code pour l'appelle de l'architecture Vgg16.

```
model = VGG16(include_top=True,  
              weights=None,  
              input_tensor=None,  
              input_shape=input_shape,  
              pooling='avg',  
              classes=2)
```

**Figure 4.8** : L'appelle de l'architecture Vgg16.

La figure 4.9 présente le code pour l'appelle de l'architecture MobileNetV2.

```
model = MobileNetV2(include_top=True,  
                    weights=None,  
                    input_tensor=None,  
                    input_shape=input_shape,  
                    pooling='avg',  
                    classes=2)
```

**Figure 4.9** : L'appelle de l'architecture MobileNetV2.

La figure 4.10 présente le code pour l'appelle de l'architecture InceptionV3.

```
model = InceptionV3(include_top=True,  
                    weights=None,  
                    input_tensor=None,  
                    input_shape=input_shape,  
                    pooling='avg',  
                    classes=2)
```

**Figure 4.10** : L'appelle de l'architecture InceptionV3.

La figure 4.11 montre compilation des algorithmes des architectures utilisées.

```
model.compile(optimizer = Adam(lr) ,  
              loss = "binary_crossentropy",  
              metrics=["accuracy"])
```

**Figure 4.11** : Compilation des algorithmes des architectures.

## **4-Conclusion**

Les outils de programmation en python sont simples et faciles pour la création des modèles.

Nous avons programmé les différents modèles CNN, ResNet\_50, Vgg16, Vgg19, MobileNetV3, InceptionV2, où ResNet\_50 a donné des résultats plus précis de 81,2% par rapport aux autres.

## **Conclusion générale**

## **Conclusion générale**

Ce modeste travail propose le transfert d'apprentissage comme un modèle efficace pour la détection de cancer de la peau.

Le cancer de la peau est un type de cancer plus fréquent. Les images de tumeur sont utilisées pour diagnostiquer leur type maligne ou bénigne.

Afin de construire un robuste modèle nous avons proposés les modèles de l'apprentissage profond ResNet\_50, Vgg16, Vgg19, MobileNetV3, InceptionV2, et ResNet\_50. Pour prendre une idée claire sur la comparaison entre le CNN et le transfert Learning nous avons aussi proposé le CNN de base.

D'après le résultat on peut conclure que le Transfert Learning est simple et efficace pour les problèmes de classification des images de cancer.

L'apprentissage par transfert restera un domaine très important pour la reconnaissance d'image. Nous souhaitons de proposer notre propre modèle dans les futurs travaux.

## Références

## Références

- [1] "World Health Organization," [Online]. Available: <http://www.who.int/en/>. [Accessed June 2018].
- [2] "Cancer Projected To Become Leading Cause Of Death Worldwide In 2010," [Online]. Available :62. <https://www.sciencedaily.com/releases/2008/12/081209111516.htm>. [Accessed July 2018].
- [3] M. Celebi, Y. Aslandogan, W. Stoecker, H. Iyatomi, H. Oka and X. Chen, "Unsupervised border detection in dermoscopy images," *Skin Research and Technology*, vol. 13, no. 4, pp. 454-462, 2007.
- [4] R. Kenet and T. Fitzpatrick, "Reducing mortality and morbidity of cutaneous melanoma: a six-year plan. b). identifying high and low risk pigmented lesions using epiluminescence microscopy," *The Journal of Dermatology*, vol. 21, no. 11, pp. 881-884, 1994.
- [5] محمد إسماعيل الجاويش، من عجائب الخلق في جسم الانسان، الدار الذهبية، القاهرة، ص 85.
- [6] K. Madison, "Barrier function of the skin: "la raison d'être" of the epidermis", *J Invest Dermatol*, vol. 121, no. 2, pp. 231-241, 2003.
- [7] M. Stücker, A. Struk, P. Altmeyer, M. Herde, H. Baumgärtl and D. Lübbbers, "The cutaneous uptake of atmospheric oxygen contributes significantly to the oxygen supply of human dermis and epidermis," *The Journal of Physiology*, vol. 538, no. 3, pp. 985-994, 2002.
- [8] **Jenny Mothoneos**, Cancercouncil, UnderstandingSkin CancerA guide for people with cancer ,their families and friends,January 2020.
- [9] "Basal Cell Carcinoma (BCC)," [Online]. Available: <https://www.skincancer.org/skin-cancer-information/basal-cell-carcinoma>. [Accessed July 2018].
- [10] "Melanoma Treatment for Health Professionals," July 2015. [Online]. Available: <https://web.archive.org/web/20150704213842/http://www.cancer.gov/types/skin/hp/melanoma-treatment-pdq>. [Accessed July 2018].
- [11] B. Cakir, P. Adamson and C. Cingi, "Epidemiology and economic burden of nonmelanoma skin cancer," *Facial Plastic Surgery Clinics of North America*, vol. 20, no. 4, pp. 419-422, 2012.

- [12] K. Madison, ""Barrier function of the skin: "la raison d'être" of the epidermis", " *J Invest Dermatol*, vol. 121, no. 2, pp. 231-241, 2003.
- [13] The American Cancer Society medical and editorial content team, Melanoma Skin Cancer Early Detection, Diagnosis, and Staging.
- [14] T. DiChiara, "Pictures of Moles and Melanoma skin cancer – Learn o tell the difference with pictures.", " 2010.
- [15] B. Hibler, Q. Qi and A. Rossi, "Current state of imaging in dermatology," *Seminars in Cutaneous Medicine and Surgery*, vol. 35, no. 1, pp. 2-8, 2016.
- [16] M.P.-S. S.A.K.H.M.M. Binder, A. Wolff, H. Pehamberger and A. Austria, "Epiluminescence Microscopy. "A useful tool for the diagnosis of pigmented lesions for formally trained dermatologists", " *Journal of the American Academy of Dermatology*, vol. 36, no. 2, pp. 286-291, 1997.
- [17] P. Kittler H, K. Wolff and M. Binder, "Diagnostic accuracy of dermoscopy., " *Lancet Oncol*, vol. 3, pp. 159-165, 2002.
- [18] A. Cornuéjols, L. Miclet, Y. Kodratoff, « Apprentissage Artificiel, Concepts et algorithmes » ISBN 2-212-11020-0 , 2002.
- [19] **Marref Nadia**, Apprentissage Incrémental & Machines à Vecteurs Supports, Présenté en vue de l'obtention du diplôme de Magister en Informatique, Université HADJ LAKHDAR – BATNA, 2013.
- [20]: **Mehryar Mohri, Afshin Rostamizadeh, and Ameet Talwalkar**, Foundation Machine learning The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2012.
- [21] Introduction au Machine Learning / Chloé-Agathe Azencott Chargée de recherche au CBIO (Centre de bio\_informatique) de MINES ParisTech, de l'Institut Curie et de l'INSERM Enseignante à Centrale Supélec, 2015.
- [22] Akanksha\_Rai, Pratyaksha Srivastava, Sharma Anushka, spodenten, adityapardeshi, Supervised and Unsupervised learning, 22Mar, 2021.
- [23] Desjardins, Julie. "L'analyse de régression logistique." *Tutorial in quantitative methods for psychology* 1.1 (2005): 35-41.
- [24] M. Han and H. Zhang, "Business intelligence architecture based on internet of things" *Journal of Theoretical Applied Information Technology*, 2013.

- [25] **BOUZEGANE Mhenna, GAOUAOUI Ferhat**, Alimentation d'un moteur à courant continu par une source photovoltaïque, université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, 2018
- [26] G. Seif – “7 practical deep learning tips”.: <https://towardsdatascience.com/7-practical-deep-learning-tips-97a9f514100e> , [Online; accessed 12/03/2019].
- [27] Rikiya Yamashita<sup>1,2</sup>& Mizuho Nishio<sup>1,3</sup> & Richard KinhGian Do<sup>2</sup> & Kaori Togashi<sup>1</sup>, Convolutional neural networks: an overview and application in radiology, DOI: 10.1007/s13244-018-0639-9, June 2018.
- [28] **S. Hijazi, R. Kumar, C. Rowen**, using convolution neural network for image recognition, Corpus ID: 6212567, 2015.
- [29] :SamerHijazi , using convolution neural network for image recognition , 2015
- [30] **Jianxinwu**, Introduction to Convolutional Neural Networks, National Key Lab for Novel Software Technology, Nanjing University, China, May 1, 2017.
- [31] **jiuxiangGua ,\*,ZhenhuaWangb ,\*,Jason Kuenb ,LianyangMab ,Amir Shahroudyb ,Bing Shuaib ,TingLiub ,XingxingWangb ,Li Wangb ,Gang Wangb , JianfeiCaic, Tsuhan Chen**, Recent Advances in Convolutional Neural Networks, Nanyang Technological University, Singapore, arXiv:1512.07108v6 [cs.CV] ,19 Oct 2017.
- [32] Skin Cancer Malignancy Classification With Transfer Learning.
- [33] Traitement D'images Comme Outil De Diagnostic Du Cancer de La Peau
- [34] **Gunther Eysenbach**, Skin Cancer Classification Using Convolutional Neural Networks: Systematic Review, doi:10.2196/11936 , 17 Oct 2018.
- [35] Développement d'une application sous Android Pour la détection des tumeurs de la peau.
- [36] Mohammad AliKadampur, SulaimanAl Riyae, Skin cancer detection: Applying a deep learning-based model driven architecture in the cloud for classifying dermal cell images, Department of Information Management, College of Computer & Information Sciences, Al-Imam Muhammed Ibn Saud Islamic University, Riyadh, India, Informatics in Medicine Unlocked Volume 18, 2020, 100282.

- [37] R. L. Siegel, K. D. Miller and A. Jemal, "Cancer statistics," *A Cancer Journal for Clinicians*, vol. 66, no. 1, pp. 7-30, 2016.
- [38] West, Jeremy; Ventura, Dan; Warnick, Sean (2007). "Spring Research Presentation: A Theoretical Foundation for Inductive Transfer". *Brigham Young University, College of Physical and Mathematical Sciences*. Archived from the original on 2007-08-01. Retrieved 2007-08-05.
- [39] Basque, Josianne. "Le transfert d'apprentissage : qu'en disent les contextualistes"?. (2004): 49-76.
- [40] <https://www.isic-archive.com/#!/topWithHeader/wideContentTop/main>
- [41] P. Monasse, K. Nadjahi, « Classez et segmentez des données visuelles », <https://openclassrooms.com/fr/courses/4470531-classez-et-segmentez-des-donnees-visuelles>, Mai 2019.
- [42] Krizhevsky, Alex, IlyaSutskever, and Geoffrey E. Hinton. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks." *Advances in neural information processing systems* 25 (2012): 1097-1105.
- [43] Wang, Bolun, et al. "With great training comes great vulnerability: Practical attacks against transfer learning." *27th {USENIX} Security Symposium ({USENIX} Security 18)*. 2018.
- [44] Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).
- [45] Hsiao, Kuo-Lun, and Chia-Chen Chen. "Value-based adoption of e-book subscription services: The roles of environmental concerns and reading habits." *Telematics and Informatics* 34.5 (2017) : 434-448.
- [46] Sandler, Mark, et al. "Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2018.
- [47] Tsung-Yi Lin ,Michael Maire ,Serge Belongie ,James Hays ,PietroPerona ,Deva Ramanan ,Piotr Dollar, C. Lawrence Zitnick, Microsoft COCO : Common Objects in Context,September 2014.
- [48] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.

- [49] Gérard swinnen, apprendre à programmer avec python 3, France, 2012.
- [50] RiccoRakotomalala, machine Learning avec scikit-learnprogradation python, université Lyon2, 2015.
- [51] KISHAN S ATHREY, Tutorial on Keras, ADVANCED COMPUTER VISION SPRING, 2018.
- [52] abouttensorflow, retrieved from site:<https://www.tensorflow.org/>
- [53] Bisong, Ekaba. "Google colaboratory." *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*. Apress, Berkeley, CA, 2019. 59-64.
- [54] Alves, Francisco Regis Vieira, and RenataPassos Machado Vieira. "The Newton Fractal's Leonardo Sequence Study with the Google Colab." *International Electronic Journal of Mathematics Education* 15.2 (2019): em0575.