

République Algérienne Démocratique et Populaire

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي



المدرسة العليا للإعلام الآلي سيدى بلعباس

École nationale Supérieure d'Informatique

Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme en Informatique

Option : Systèmes Informatiques et Web

Apprentissage profond pour la classification automatique des tumeurs de la peau

Réalisé par :

Mme. Guitt Bahia

Mme. Yagoub Fatima Zohra

Encadré par :

M. Chaib Soulaymane (ESI)

M. Benammar Abdessalem(CRTI)

Promotion : 2020/2021

Remerciements

Tout d'abord, je remercie Allah le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience nécessaires à mener ce travail à son terme.

Je tiens à remercier tout particulièrement notre encadreur **M. CHAIB Souleyman**, pour l'aide compétente qu'il m'a apporté, pour sa patience et son encouragement. Son œil critique m'a été très précieux pour structurer le travail et pour améliorer la qualité des différentes sections.

Je tiens à remercier également mon promoteur **M. BENAMMAR Abdessalam** pour son aide immense, la qualité de son suivi ainsi que pour tous les conseils et les informations qu'il m'a prodigués avec un degré de patience et de professionnalisme sans égal.

Un très grand remerciement et une très grande reconnaissance sont destinés à **Mme. Ziouech** de m'avoir aidé à obtenir ce stage de fin d'études chez CRTI.

Je désire remercier également **M. BOUZAR Abderrahmane** pour les renseignements précieux qu'il m'a fournis ainsi que pour son encouragement.

Que les membres de jury trouvent, ici, l'expression de mes sincères remerciements pour l'honneur qu'ils me font en prenant le temps de lire et d'évaluer ce travail.

Je souhaite aussi remercier l'équipe pédagogique et administrative de l'ESI SBA pour leurs efforts dans le but de nous offrir une excellente formation.

Je tiens à remercier **M. BELFEDHAL Alaaddine** pour sa disponibilité et ses orientations.

Pour finir, je souhaite remercier toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicace

“

Je dédie ce modeste travail À mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur encouragement et leurs prières tout au long de mes études,

*À ma chère sœur **Asma** source de joie et de bonheur,*

*À mes chers frères, **Badreddine** et **Alaaddine**,*

*À ma deuxième famille, mes chères copines **Ikhlassé**,
Ikram, **Houda**, **Ilhem**, **Amina** et **Rachida**,*

*À tous mes amis qui m'ont toujours encouragé, tout particulièrement **Oussama** pour sa contribution de près ou de loin tout au long de ce parcours,*

*Son oublier mon binôme **Bahou** pour sa collaboration, sa patience et sa compréhension dans la réalisation de ce projet,*

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infaillible, Merci d'être toujours là pour moi.

”

Dédicace

“

Avec l'expression de ma reconnaissance, je dédie ce modeste travail à ceux qui, quels que soient les termes embrassés, je n'arriverais jamais à leur exprimer mon amour sincère.

*À l'homme, mon précieux offre du dieu, qui doit ma vie, ma réussite et tout mon respect :mon père **Ahmed**.*

*À la femme qui a souffert sans me laisser souffrir, qui n'a jamais dit non à mes exigences et qui n'a épargné aucun effort pour me rendre heureuse : mon adorable mère **Malika**.*

*À mes chères soeurs **Hilda, Zahida, Imane, Yousra** et mon frère **Salah Eddin** qui n'ont pas cessée de me conseiller, encourager et soutenir tout au long de mes études, que Dieu les protège et leurs offre la chance et le bonheur.*

*À mes chères amis **Ikram, Houda, Ikhlas, Ilham, Amina, Islam, Rachida** avec qui j'ai partagé que les moments inoubliables.*

*À mon cher binome **Fatima Zohra** pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce sujet*

”

Résumé

L'objectif de ce projet est de concevoir et de développer un système intelligent de diagnostique du cancer de la peau. Ce système est composé d'une application mobile pour les patients, les médecins et un administrateur. Il permet entre autres fonctionnalités de classifier des images cutanées et d'interagir avec des spécialistes sur la base des résultats obtenus. Ceci permet de réduire le temps de diagnostique, d'éviter les déplacements des patients et d'optimiser l'effort des spécialistes. Les approches d'identification sur lesquelles il est basé, nous les avons élaborées pour explorer l'applicabilité du nouveau paradigme d'attention sur des images médicales. Les résultats expérimentaux ainsi que le système de diagnostique résultant attestent du bien fondé de notre démarche.

Mots clés : Cancer de la peau, Apprentissage profond , Classification, Reconnaissance des images médicales .

Abstract

The objective of this project is to design and develop an intelligent skin cancer diagnostic system. This system is composed of a mobile application for patients, doctors and administrator . It allows, among other functionalities, to classify skin images and to interact with specialists on the basis of the results obtained. This reduces diagnosis time, avoids patient travel and optimizes the effort of specialists. The identification approaches on which it is based were developed to explore the applicability of the new paradigm of attention to medical images. The experimental results as well as the resulting diagnostic system attest to the validity of our approach.

Keywords : Skin cancer ,Skin cancer classification, Deep learning,Medical image recognition.

ملخص

الهدف من هذا المشروع هو تصميم وتطوير نظام تشخيص ذكي لسرطان الجلد. يتكون هذا النظام من تطبيق هاتف نقال للمرضى والأطباء والمسؤول. يسمح ، من بين وظائف أخرى ، بتصنيف صور الجلد والتفاعل مع المتخصصين على أساس النتائج التي تم الحصول عليها. هذا يجعل من الممكن تقليل وقت التشخيص وتتجنب تنقل المرضى وتحسين جهد المتخصصين. مناهج التعريف التي هي عليه بناءً على ذلك ، قمنا بتطويرها لاستكشاف إمكانية تطبيق النموذج الجديد للاهتمام بالصور الطبية. النتائج التجريبية وكذلك نظام التشخيص الناتج تشهد على سلامة نهجنا

كلمات مفتاحية : سرطان الجلد ، تصنیف سرطان الجلد ، التعلم العميق ، التعرف على الصور الطبية.

Table des matières

Remerciements	I
Dédicace	II
Dédicace	III
Résumé	IV
Abstract	V
VI	ملخص
Introduction générale	1
1 Apprentissage profond dans le domaine médical	3
1.1 Introduction	4
1.2 Contexte médical	4
1.2.1 L'imagerie médicale	4
1.2.2 Les types d'imagerie médicale	4
1.2.3 Les différentes technologies d'imagerie médicale	5
1.2.4 Les Caractéristiques d'une image médicale	7
1.2.5 Anatomie de la peau	10
1.3 Cancer de la peau	11
1.3.1 Les carcinomes	12
1.3.2 Les melanomes	13
1.4 Analyse des images médicales	14
1.4.1 L'apprentissage profond	14
1.4.2 Les réseaux de neurones convolutifs	16
1.4.3 Classification des images médicales à base d'apprentissage profond	19
1.5 Critères de performances pour appliquer l'apprentissage profond	20
1.6 Conclusion	21
2 Description et évaluation de l'architecture	22
2.1 Introduction	23
2.2 Diagnostique de cancer de la peau	23
2.3 Contraintes relatives au diagnostique de cancer de la peau	24
2.4 Description de l'architecture adaptée	24
2.5 Résultats expérimentaux	25
2.5.1 Présentation de jeu de données	25

Table des matières

2.5.2	Métriques de performance	26
2.5.3	Analyse des résultats	27
2.6	Conclusion	29
3	Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau	30
3.1	Introduction	31
3.2	Système automatisé de diagnostique du cancer de la peau	31
3.2.1	Méthodologie de travail	31
3.2.2	Implémentation du modèle	33
3.2.3	Présentation des besoins du système	34
3.3	Conception de système	34
3.3.1	Structure du système proposé	35
3.3.2	Description du système	38
3.4	Les composants du système	40
3.4.1	Patient	41
3.4.2	Médecin	50
3.4.3	Admin	50
3.5	Choix techniques	52
3.6	Conclusion	54
	Conclusion et perspectives	56

Table des figures

1.1	Illustration sur l'imagerie morphologique [7].	5
1.2	Illustration sur l'imagerie fonctionnelle [7].	5
1.3	Illustration sur la radiographie [23].	6
1.4	Illustration sur la scannographie [31].	6
1.5	Illustration sur l'échographie [8].	7
1.6	Illustration sur l'IRM [20].	7
1.7	Représentation matricielle d'une image numérique [5].	8
1.8	Image numérique avec différentes résolutions [18]	8
1.9	Problème d'élimination de bruit : à gauche image bruitée , à droite image restaurée [6].	9
1.10	Décomposition d'une image couleur en ses trois composantes rouge, verte et bleue [34].	9
1.11	Une image en niveaux de gris, agrandissement d'une zone de l'image, et affichage des valeurs constituant la matrice image. [35].	10
1.12	Anatomie de la peau [4].	10
1.13	Les différents types du cancer de la peau [36].	11
1.14	Illustration du cancer basocellulaire. [37].	12
1.15	Des photos réels du cancer carcinome basocellulaire [38].	13
1.16	Des photos réels du Carcinome épidermoïde [39].	13
1.17	Des photos réels du cancer mélanome [40].	14
1.18	Structure d'un neurone artificiel ou neurone formel [29]	15
1.19	Architecture de Perceptron multicouche [33]	15
1.20	Architecture d'un réseau de neurone convolutif [28]	17
1.21	Schéma d'une opération de pooling avec un noyau MaxPool de taille 2×2 et d'un pas de 2 [11].	18
1.22	Taxonomie proposée pour la classification du cancer de la peau.	20
2.1	Représentation de l'architecture adaptée	25
2.2	Illustration des images cutanées pour chaque classe	26
2.3	Représentation graphique de l'évolution de la précision	28
2.4	Représentation graphique de l'évolution de la perte	28
3.1	Le cycle de vie de l'exploration de données	32
3.2	les étapes de notre travail	33
3.3	les étapes de notre travail	35
3.4	Diagramme d'activité du système de diagnostic du cancer de la peau.	36
3.5	Diagramme de classe du système de diagnostique du cancer de la peau.	37
3.6	Diagramme de séquence pour le diagnostique réalisé par un patient.	39

Table des figures

3.7	Diagramme de séquence pour la validation du diagnostic réalisé par le médecin.	40
3.8	Description des interfaces du compte utilisateur : (a) Les informations né- cessaires pour la création d'un compte (b) Représentation d'interface pour se connecter à un compte utilisateur.	41
3.9	(a) Description de l'interface pour la récupération de mot de passe (b) L'email reçu pour la récupération de mot de passe	42
3.10	Représentation des fonctionnalités fournies par notre application mobile.	43
3.11	Représentation d'un diagnostic automatique réalisé par l'application mo- bile. (page de diagnostique)	44
3.12	Choix d'un médecin pour la validation des résultats.	45
3.13	Interfaces de l'historique de quelques diagnostics réalisés par un patient.	46
3.14	Informations sur le cancer de la peau.	47
3.15	Profile d'un patient.	48
3.16	Nous contacter.	49
3.17	Interface pour la validation des résultats.	50
3.18	Interface administrateur	51
3.19	(a) Interface pour afficher tout les médecins du système (b) Interface pour afficher tout les patients du système	51

Liste des tableaux

1.1	Les fonctions d'activation	16
2.1	Résultats obtenus par notre modèle	27
2.2	La matrice de confusion	28
3.1	Bibliothèques de calcul scientifique utilisées	54

Liste des sigles et acronymes

AC	<i>Accuracy</i>
ANN	<i>Artifiel Nneural Nnetwork</i>
CNN	<i>Convolution Neural Nnetwork</i>
DL	<i>Deep Learning</i>
GAP	<i>Global Average Pooling</i>
IRM	<i>Imagerie par Résonance Magnétique</i>
ISIC	<i>International Skin Image Classification</i>
KNN	<i>K-Nearst Neibor</i>
ReLU	<i>Rectified Linear Unit</i>
RGB	<i>Red Green Blue</i>
RE	<i>Recall</i>
RF	<i>Random Forest</i>
RL	<i>Regression Logistic</i>
RSB	<i>Rapport Signal Bruit</i>
SE	<i>SEnsitivity</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
SCC	<i>Squamous Cell Carcinoma</i>
UV	<i>Ultrat Violet</i>

Introduction générale

Dans le domaine médical et tout particulièrement le diagnostic du cancer de la peau nécessite des équipements de haut niveau de précision et d'efficacité. Les méthodes et les dispositifs classiques non maîtrisés par le médecin expert créent des difficultés majeures pour le traitement et l'analyse et, dans certains cas, ne produisent pas de bonnes décisions. L'identification du cancer de la peau à partir des images dermoscopiques souffre de la rigidité observée lors de l'extraction des caractéristiques. Elle nécessite également un temps important pour réaliser les différentes étapes du diagnostique principalement à cause du degré élevé de similitude visuelle entre les lésions malignes et bénignes. Pour cette raison, le développement d'un outil automatisé qui facilite l'utilisation des systèmes de diagnostic devient une nécessité.

Le diagnostique du cancer de la peau dans les systèmes automatisés est organisé suivant une chaîne de traitement ayant deux étapes fondamentales. Il s'agit d'abord d'extraire les caractéristiques d'une image d'une lésion, puis de classifier cette image dans une catégorie bénigne ou maligne. Or, les images des lésions du cancer de la peau sont des données complexes notamment à cause de la grande variation entre les lésions cutanées en termes de forme, de taille, de couleur, de texture et d'emplacement sur les images.

De ce fait et pour obtenir un système de diagnostique fiable, nous avons principalement besoin d'améliorer la tâche de classification. Cela s'obtient en concevant des approches effectuant cette tâche qui soit robustes et performantes. De part les performances obtenues dans différents domaines de traitement d'images, l'apprentissage profond s'est imposé comme 'La technique' dans ce type de problématique et particulièrement pour le diagnostique de différentes maladies.

L'objectif de ce projet consiste à concevoir et à développer un système automatisé de diagnostique de cancer de la peau basé sur les approches d'apprentissage profond. Ce système est composé d'une application mobile pour les patients, les médecins et l'administrateur. Ceci généralisera l'accès au soin, permettra un suivi continu de l'évolution de certains malades et libérera les médecins pour se concentrer uniquement sur les cas les plus critiques. Avec un tel système accessible à tous, nous faisons le pari que le diagnostique pourra se faire plus tôt ce qui permettra de mieux traiter la maladie.

Pour synthétiser nos contributions dans ce projet, nous avons structuré notre rapport suivant trois chapitres.

Dans le premier chapitre, nous présentons des généralités sur l'apprentissage profond. Ce premier chapitre peut être laissé lors d'une première lecture. nous présentons

Introduction générale

quelques concepts pour l'imagerie médicale et pour le cancer de la peau . Nous commençons par définir l'imagerie médicale. Ensuite, nous décrivons l'anatomie de la peau . Après, nous expliquons le cancer de la peau en donnant des informations détaillées sur ce dernier. A la fin, nous montrons l'utilité de l'apprentissage profond pour la classification des images médicales.

Dans le deuxième chapitre, nous exploitons les techniques d'apprentissage profond pour réaliser un modèle de classification de cancer de la peau. Nous décrivons de manière détaillée notre architecture. Nous rapportons les évaluations expérimentales de notre travail. Enfin, nous terminons avec une discussion des résultats obtenus sur un jeu de données du cancer de la peau.

Dans le troisième chapitre, nous présentons la mise en œuvre du système automatisé de diagnostic de cancer de la peau.La mise en œuvre sera détaillée avec des diagrammes explicatifs accompagnés par des illustrations de l'application réalisée. Nous concluons ce projet avec une synthèse de notre contribution et en évoquant également quelques perspectives à mettre en évidence pour enrichir notre travail.

Chapitre 1

Apprentissage profond dans le domaine médical

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons les concepts pour l'imagerie médicale en général et pour le cancer de la peau en particulier. Nous commençons par définir l'imagerie médicale en citant le rôle et les types de ces images. Ensuite, nous mettons l'accent sur l'anatomie de la peau et expliquons les différentes parties de cet organe. Après, nous expliquons le terme de tumeur en donnant des informations détaillées sur ce dernier. Cette explication est suivie par des définitions des cancers de la peau les plus connus, à savoir le carcinome basocellulaire, le Carcinome épidermoïde et le mélanome. A la fin, nous montrons l'utilité de l'apprentissage profond ainsi les contraintes majeures rencontrées pour la classification des images médicales.

1.2 Contexte médical

Dans cette section, nous présentons quelques généralités sur le contexte médical. Nous commençons par citer les différents types des images médicales ainsi leurs caractéristiques. Ensuite, nous décrivant les couches essentielles de la peau.

1.2.1 L'imagerie médicale

L'imagerie médicale est un moyen utilisé comme un outil pour affiner un diagnostique en vue pratique pour traiter les patients avec plus d'efficacité ou pour suivre l'évolution du traitement à travers la création d'une représentation visuelle lisible d'une information à caractère médical.

L'imagerie médical a connu une évolution spectaculaire, elle permet actuellement d'examiner non seulement les os mais aussi les articulations, les viscères, le cœur en mouvement ou encore l'activité cérébrale.

1.2.2 Les types d'imagerie médicale

En imagerie médicale, on distingue deux types d'imagerie :

- Imagerie morphologique : qui fournit des informations relatives à l'anatomie des organes(voir figure 1.1)

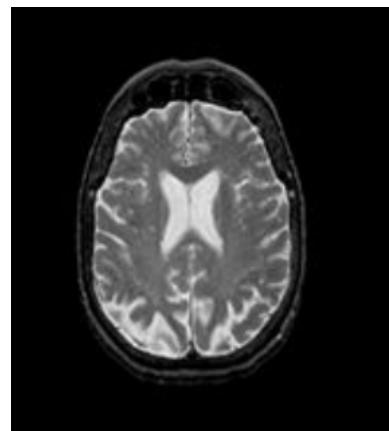


Figure 1.1 : Illustration sur l'imagerie morphologique [7].

- L'imagerie fonctionnelle : qui permet d'étudier des processus métaboliques, biochimiques et physiologiques (voir figure 1.2).

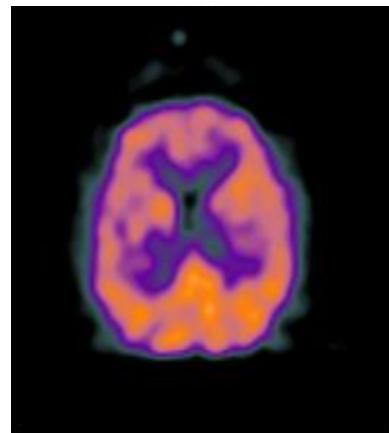


Figure 1.2 : Illustration sur l'imagerie fonctionnelle [7].

1.2.3 Les différentes technologies d'imagerie médicale

- **La radiographie** : Repose sur l'utilisation des rayons X qui ont la propriété de traverser les tissus de manière plus ou moins importante selon leur densité (voir figure 1.3).



Figure 1.3 : Illustration sur la radiographie [23].

- **La scannographie :** Permet d'obtenir des images 3D grâce à une rotation simultanée de la source émettrice de rayons X et du détecteur autour du corps (voir figure 1.4).

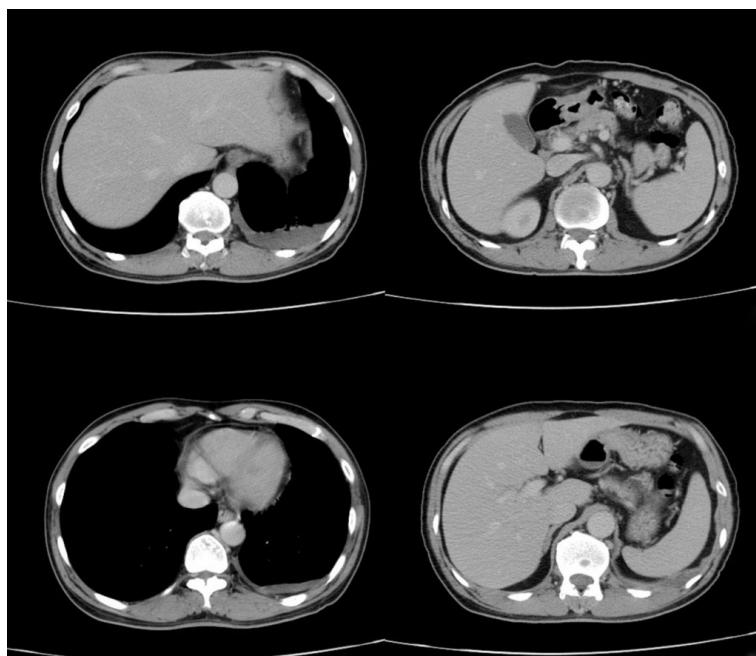


Figure 1.4 : Illustration sur la scannographie [31].

- L'échographie : Est une technique d'exploration de l'intérieur du corps, basée sur les ultra-sons. L'image obtenue est une coupe de l'organe à étudiée(voir figure 1.5).



Figure 1.5 : Illustration sur l'échographie [8].

- L'imagerie par résonance magnétique (IRM) : Permet de visualiser des détails invisibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Schématiquement, cette technique utilise un gros aimant et analyse la réaction des différents tissus du corps à ces champs magnétiques (voir figure 1.6).[19]

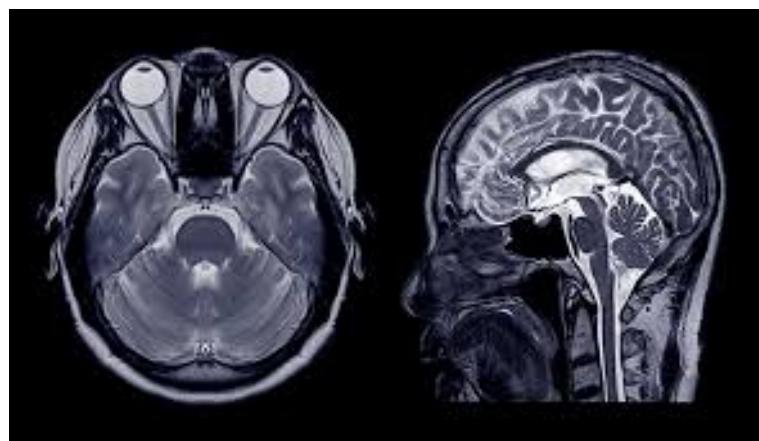


Figure 1.6 : Illustration sur l'IRM [20].

- L'endoscopie : Permet de visualiser l'intérieur des organes, un conduit naturel ou une cavité. En faisant pénétrer un tube ayant à sa tête une caméra pour que le spécialiste visionne.

1.2.4 Les Caractéristiques d'une image médicale

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisées par les paramètres suivants :

A) Dimension :

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont

chaque case représente un pixel qui contient une valeur numérique bien précise (voir figure 1.7). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

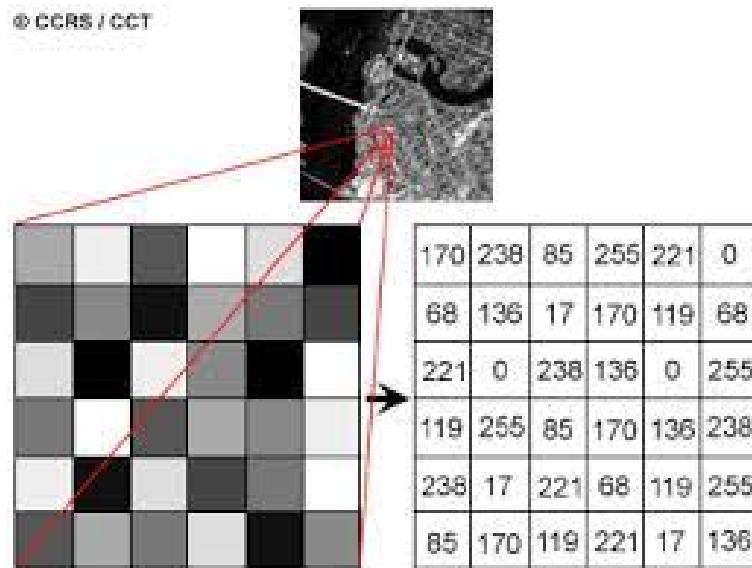


Figure 1.7 : Représentation matricielle d'une image numérique [5].

B) Résolution :

Définit la netteté et la qualité d'une image. Cette dernière se présente par le nombre de pixels contenus dans l'image par unité de longueur. Plus la résolution est grande, plus l'image est précise dans les détails (voir figure 1.8).



Figure 1.8 : Image numérique avec différentes résolutions [18]

C) Bruit :

Pour mesurer le niveau du bruit, on calcule le rapport signal-sur-bruit (RSB) :

$$RSB = \frac{S}{\sigma} \quad (1.1)$$

où S est l'intensité du signal et σ est le bruit.

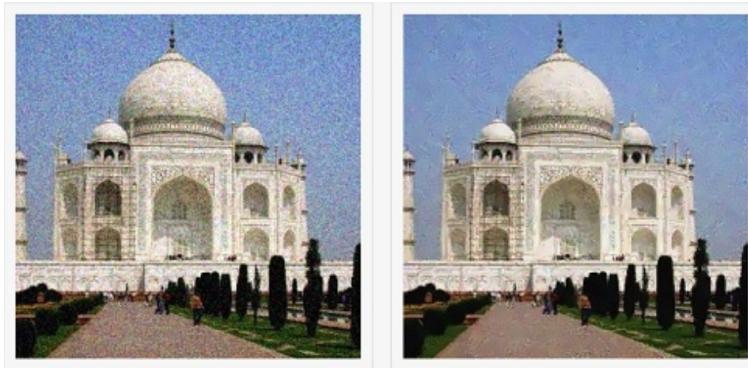


Figure 1.9 : Problème d'élimination de bruit : à gauche image bruitée , à droite image restaurée [6].

D) Luminance

:

Moyenne des différents canaux d'une image, qui indique la puissance lumineuse du pixel.

E) Contraste

Quantité informelle qui indique la différence entre les zones claires et les zones sombres d'une image. Le contraste est défini par l'équation suivante :

$$C = \frac{S_1 - S_2}{S_1 + S_2} \quad (1.2)$$

où C est le contraste. S_1 est le signal de la lésion. S_2 est le signal de fond.

F) Image en couleurs :

Une image couleur est en réalité composée de trois images, afin de représenter le rouge, le vert, et le bleu (voir la figure 1.10). Chacune de ces trois images s'appelle un canal. Cette représentation en rouge, vert et bleu mime le fonctionnement du système visuel humain.

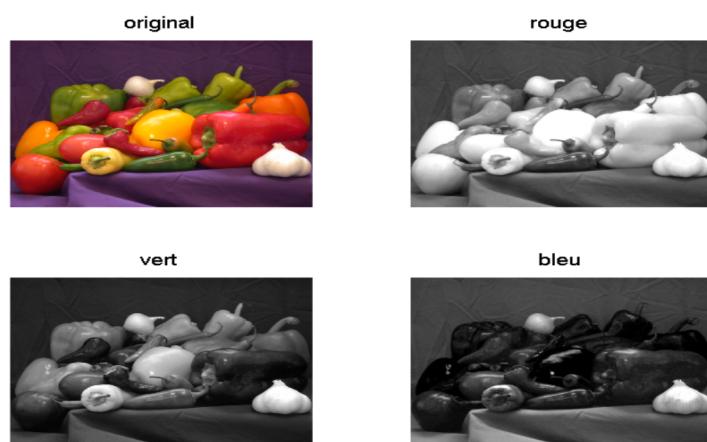


Figure 1.10 : Décomposition d'une image couleur en ses trois composantes rouge, verte et bleue [34].

G) Image à niveaux gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires (voir la figure 1.11).

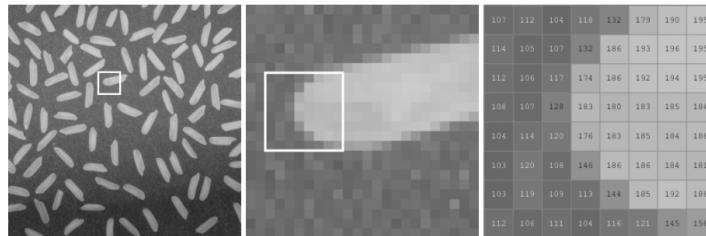


Figure 1.11 : Une image en niveaux de gris, agrandissement d'une zone de l'image, et affichage des valeurs constituant la matrice image. [35].

1.2.5 Anatomie de la peau

La peau est l'organe le plus étendu du corps humain. Elle mesure près deux mètres carrés et épaisseur de 2 mm en moyenne. Elle représente 16% du poids total de l'organisme. C'est notre allié contre les agressions du monde extérieur. Une barrière contre la pollution, les chocs, les microbes, les rayons UV du soleil mais aussi contre les maladies [4].

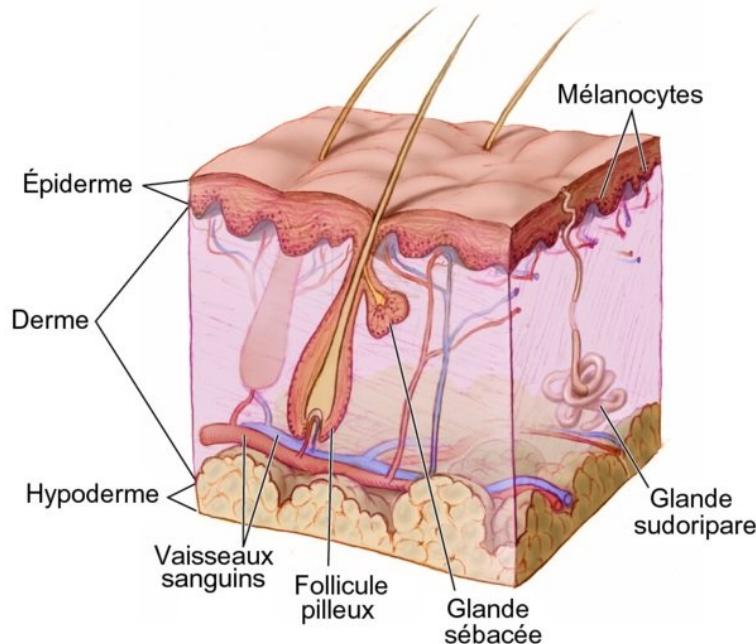


Figure 1.12 : Anatomie de la peau [4].

Selon la figure 1.12, la peau est constituée de trois tissus superposés : le tissu le plus externe est l'épiderme, le tissu intermédiaire est le derme et le tissu le plus profond est l'hypoderme.

A) L'épiderme

Tissu mince formé de couches de cellules juxtaposées qui recouvre le corps. Sa fonction principale est la protection de l'organisme contre les agressions extérieures. Les cellules qui composent l'épiderme sont :

- **Les cellules kératinocytes** : représentent 90 à 95% des cellules épidermiques. Elles produisent de la kératine.
- **Les cellules mélanocytes** : produisent de la mélanine dans la couche basale.
- **Les cellules de Langerhans** : représentent 2 à 4 % des cellules épidermiques. [22]

B) Le derme

Tissu épais qui se situe entre l'épiderme et l'hypoderme. Sa fonction principale est la protection et la réparation des tissus endommagés. Les principales cellules du derme sont fibroblastes, qui regroupent deux types de fibres protéiques : le collagène et l'élastine [24]

C) L'hypoderme

Tissu le plus épais qui se situe sous le derme, composé des cellules graisseuses et adipocytes. Son rôle principal est de diminuer les pressions auxquelles la peau est soumise. Il protège également l'organisme des variations de température. [25]

1.3 Cancer de la peau

Le cancer de la peau est une croissance anormale des cellules cutanées causée par des dommages non réparés de l'ADN qui déclenchent des mutations. C'est un type de cancer difficile à dépister et pouvant être grave. Il apparaît à n'importe quel âge. Il touche principalement les zones de peau qui sont les plus exposées aux ultra-violets (visage, bras...) [3].

Il existe deux grands types de cancers de la peau : les **carcinomes** (bas cellulaires ou épidermoïdes) qui représentent 90% des cancers cutanés et les **mélanomes** qui sont plus rares, mais aussi plus graves. [2]

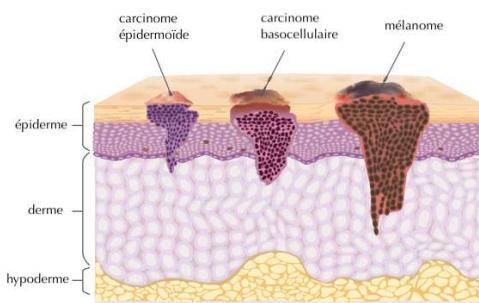


Figure 1.13 : Les différents types du cancer de la peau [36].

1.3.1 Les carcinomes

Les cancers cutanés non mégalonocytaires, qui regroupent les carcinomes basocellulaires (basaliomes) et les carcinomes épidermoïdes (spinocellulaires), constituent les néoplasies les plus fréquentes dans les populations à peau claire.[13] Les carcinomes cutanés se développent la plupart du temps au niveau de la région cervico-faciale 80 [12]. Il y aurait plus de dix millions de carcinomes basocellulaires et près de 2,9 millions de carcinomes épidermoïdes diagnostiqués chaque année dans le monde.[26] Ils se divisent en 2 catégories :

A) Le carcinome basocellulaire

Le carcinome basocellulaire représente environ 70 des cas de cancer de la peau non mélanome. Néanmoins, il s'agit de cancers de faible gravité en raison de leur développement lent (au fil des mois ou des années) et localisé (Il se propage rarement à d'autres parties du corps). Comme son nom l'indique, ce type de cancer de la peau se développe à partir des cellules basales de l'épiderme (couche extérieure dans l'anatomie de la peau). [30]

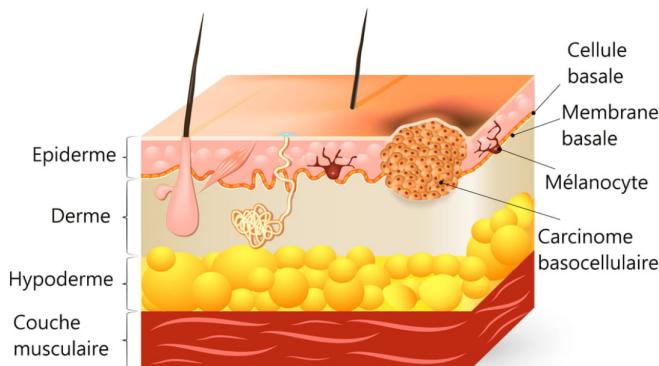


Figure 1.14 : Illustration du cancer basocellulaire. [37].

Ce carcinome peut prendre trois formes cliniques différentes :

- le carcinome basocellulaire nodulaire
- le carcinome sclérodermiforme
- le carcinome superficiel



Figure 1.15 : Des photos réels du cancer carcinome basocellulaire [38].

B) Les carcinomes épidermoïdes

Les carcinomes épidermoïdes sont plus rares que les carcinomes basocellulaires avec un pourcentage de 20 des cas de cancer cutané. Ils sont aussi plus agressifs mais généralement facile à traiter. Ils se développent rapidement sur plusieurs semaines ou mois. Ils peuvent apparaître n'importe où mais on les trouve surtout sur les zones photo exposées car les UV sont un facteur de risque important de ces carcinomes. S'il n'est pas traité, le SCC peut se propager à d'autres parties du corps.[27]



Figure 1.16 : Des photos réels du Carcinome épidermoïde [39].

1.3.2 Les melanomes

Le mélanome est un cancer grave et potentiellement mortel. Il peut apparaître dans n'importe quelle partie du corps contenant des mélanocytes.[32] Le mélanome ne représente qu'un faible pourcentage des cancers de la peau (4). Néanmoins, il est responsable de 75 de cas des décès par ce dernier [16]. Si le mélanome est détecté et traité à un stade précoce, les chances de guérison sont élevées, mais si le diagnostic est tardif, le mélanome peut se développer plus profondément dans la peau et se propager à d'autres parties du corps et il devient alors difficile à traiter [32]. On distingue quatre formes de mélanome :

- Le mélanome superficiel extensif
- Le mélanome de dubreuil ou mélanome solaire

- Le mélanome acrolentigineux
- Le mélanome nodulaire



Figure 1.17 : Des photos réels du cancer mélanome [40].

1.4 Analyse des images médicales

Depuis des décennies, le problème de la classification des lésions cutanées a été introduit chez la communauté d'apprentissage automatique. La classification automatisée des lésions peut à la fois aider les médecins à leur routine clinique quotidienne et permettre un accès rapide et bon marché à des diagnostics vitaux, même en dehors de l'hôpital, par installation d'applications sur des appareils mobiles. Ces raisons justifient l'intérêt de développer des approches puissantes de classification.

1.4.1 L'apprentissage profond

L'apprentissage profond ou le DEEP LEARNING est une branche des architectures d'apprentissage automatique (Machine Learning) qui tentent de modéliser des abstractions de haut niveau dans les données à l'aide de plusieurs couches de traitement.

A) Les neurones

Un neurone artificiel est un ensemble d'opérations mathématiques. Tout d'abord un poids et un biais sont appliqués de manière affine à une valeur d'entrée, en analyse d'images celle-ci est la valeur d'un pixel. Puis, une fonction d'activation est appliquée au résultat intermédiaire pour représenter les données dans l'espace des données de cette fonction. Souvent, cette fonction d'activation est non-linéaire, car elle permet de représenter des données complexes où la combinaison linéaire ne fonctionne pas.[10] les neurones sont Les briques élémentaires de l'apprentissage profond sont les réseaux de neurones, qui sont combinés pour former les réseaux de neurones profonds.

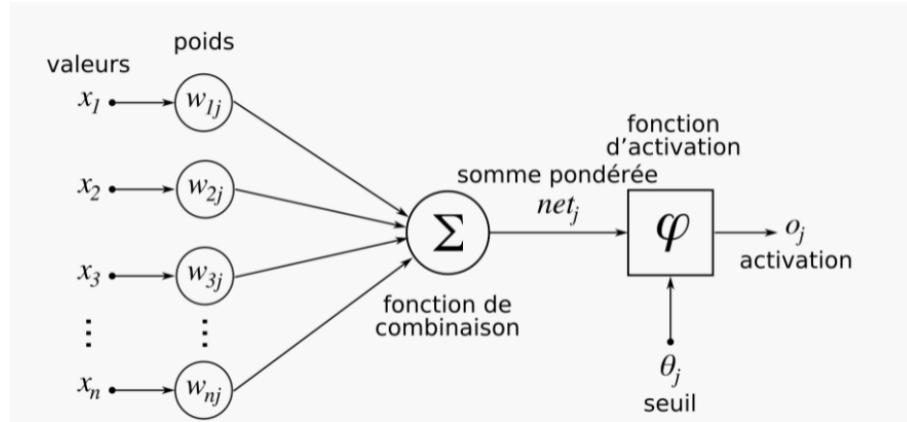


Figure 1.18 : Structure d'un neurone artificiel ou neurone formel [29]

B) Perceptron multicouche

Perceptron multicouche est l'un des modèles du réseau neurones le plus largement utilisé. Il est un réseau neuronal à propagation directe (feed forward). Il utilise la technique de rétro propagation pour l'apprentissage. Dans la figure suivante, la couche qui se trouve à gauche représente la couche d'entrée de neurones. Elle n'effectue aucun calcul contrairement aux éléments des autres couches.

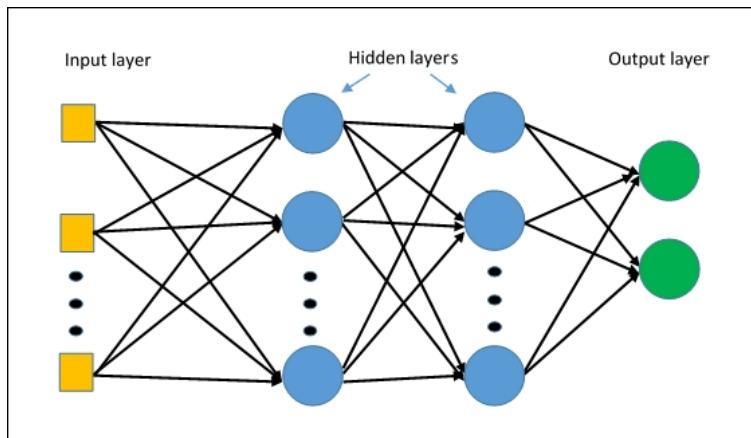


Figure 1.19 : Architecture de Perceptron multicouche [33]

La couche centrale contient une ou plusieurs couches cachées de neurones qui calculent les données et subissent des répétitions. La couche de droite représente la couche de sortie qui produit les résultats. Chaque couche contient plusieurs neurones qui ne sont pas interconnectés avec des neurones de la même couche, mais tous les neurones d'une couche donnée sont entièrement connectés aux neurones dans les couches adjacentes. Les interconnexions sont associées à des valeurs numériques qui sont les poids synaptiques. Ces derniers sont multipliés par les neurones de la couche précédente, puis additionnés aux neurones de la couche actuelle.

C) Fonction d'activation

La fonction d'activation est une fonction mathématique utilisée par toutes les architectures de l'apprentissage profond. Elle permet de calculer le résultat de sortie du

neurone. On distingue plusieurs fonctions d'activation. Chaque fonction est détaillée dans le tableau ci-dessus

TAB. 1.1 : Les fonctions d'activation

Nom de la fonction	La formule	Graphe
Linéaire	$F(x) = ax$	
Sigmoïde	$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangent hyperbolique	$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	
Relu	$F(x) = \max 1, 0$	

1.4.2 Les réseaux de neurones convolutifs

Les CNN sont des réseaux de neurones multicouches avec une architecture spécifique qui s'est avérée très puissante dans des domaines tels que le traitement d'image médicale. Ils ont été démontrés pour mieux identifier les visages, les objets et les panneaux de signalisation mieux que les êtres humains.

Il existe différents types d'architectures convolutives tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNNs), Les réseaux de neurones convolutifs profonds (DCNNs), Les réseaux de neurones convolutifs très profonds (Very DCNNs).

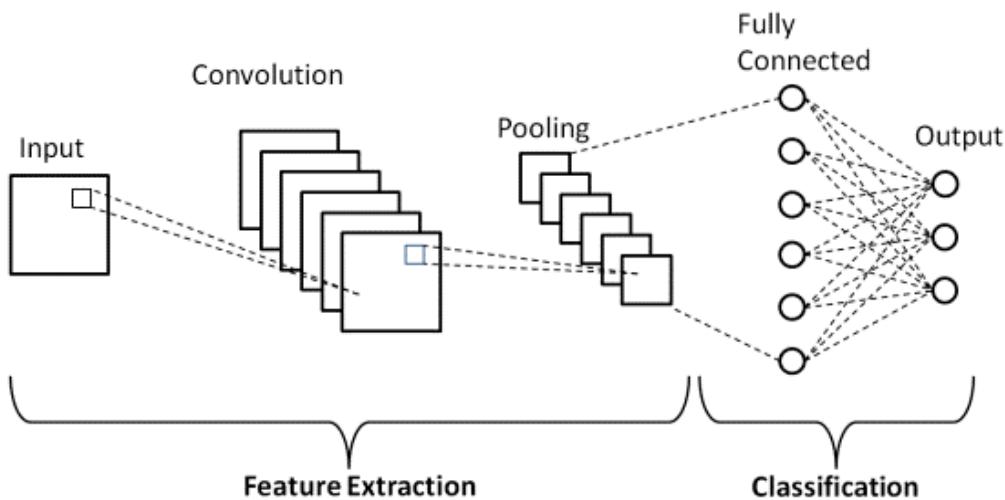


Figure 1.20 : Architecture d'un réseau de neurone convolutif [28]

Une architecture typique d'un réseau de neurones convolutif comporte quatre types de couches :

- **Couche de convolution**

Permet de passer l'image à travers un ensemble de filtres balayant quelques pixels à la fois et créant des cartes de caractéristiques (features map en anglais). Chaque filtre est multiplié par une portion de l'image. Les valeurs obtenues sont ensuite additionnées pour donner une seule valeur. La valeur résultante est placée dans la matrice de caractéristiques. C'est une carte indiquant où la caractéristique a été trouvée. Les valeurs des filtres ne sont pas connues au préalable, elles sont apprises dans la phase de l'apprentissage, c'est là où le réseau convolutif apprend à extraire des caractéristiques significatives. Définir une couche de convolution revient à déterminer quatre hyper paramètres :

- **Nombre de filtres** : correspond à la profondeur de la carte de caractéristiques. Plus ce nombre augmente, plus le nombre de caractéristiques que le réseau peut apprendre, augmente. Seulement, dans ce cas, l'apprentissage risque d'être très lent et on risque de tomber sur le problème de sur-apprentissage.
- **Taille de filtres** : définit la taille des cartes de caractéristiques en sortie.
- **Stride** : ce paramètre défini de combien de pixels le filtre de convolution se déplace à chaque étape.
- **Padding** : consiste à ajouter P zéros tout autour de l'image.

- **Couche de correction RELU**

Après chaque couche de convolution, le réseau applique une fonction mathématique sur les cartes de caractéristiques mises en évidence. Elle consiste à remplacer les valeurs négatives par des zéros.

- **Couche de pooling**

L'opération de pooling permet de remplacer un carré de pixels par une seule valeur en choisissant la valeur maximale de la grille (Max pooling) ou bien en calculant la moyenne de la grille (Average pooling) . Afin de réduire la taille des images et éviter le sur-apprentissage tout en préservant leurs caractéristiques importantes.

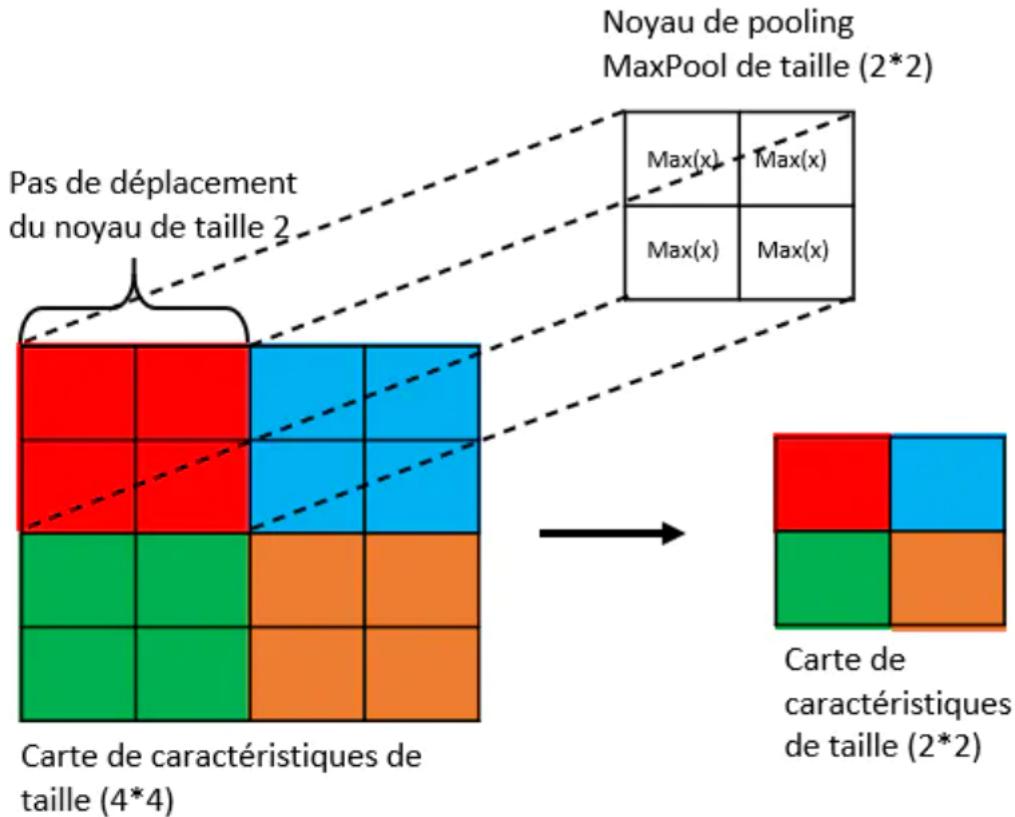


Figure 1.21 : Schéma d'une opération de pooling avec un noyau MaxPool de taille 2×2 et d'un pas de 2 [11].

- **Couche entièrement connectée**

Permet de classifier l'image en entrée du réseau : elle renvoie un vecteur de taille N, où N est le nombre de classes dans notre problème de classification d'images. Chaque élément du vecteur indique la probabilité pour l'image en entrée d'appartenir à une classe.

L'idée des réseaux neuronaux convolutifs profonds a été publiée à l'origine par Hinton, Krizhevsky et Sutskever et a été utilisée pour atteindre plus de performance dans le défi de classification ImageNet.[1] Le fonctionnement de CNN est similaire au fonctionnement de DCNN. Ils ne diffèrent que dans le nombre de couches. Puisque le nombre de couches de l'architecture CNN est entre 5 et 10 couches tandis que celles de l'architecture de DCNN est entre 50- 100 couches.

Un réseau de neurone convolutif très profond est une architecture similaire à celle du CNN et Deep CNN, ils ne diffèrent que dans :

- **Le nombre de couche** Le nombre de couche de very deep cnn est très grand par rapport aux architectures CNN et Deep CNN.
- **La combinaison de la couche** l'architecture Very Deep CNN contient une combinaison de ConvNet + Max pooling + Batch Normalization au lieu d'une combinaison de ConvNet et Max pooling seulement.
 - **Batch Normalization** Est une technique qui permet de faire facilement l'apprentissage des réseaux neurones très profonds en normalisant les entrées d'une couche pour chaque mini-batch.

La normalisation des entrées permet de stabiliser le processus d'apprentissage et, par conséquent, réduire considérablement le nombre d'époques d'apprentissage nécessaires pour former des réseaux profonds.[1]
 - **Dropout** Est une technique de régularisation qui aide à réduire le sur-apprentissage.

1.4.3 Classification des images médicales à base d'apprentissage profond

La tâche de classification des images a été l'une des premières problématiques du domaine médical auquel l'apprentissage profond a apporté une contribution majeure. En fait, la classification des images consiste à associer une image avec une seule variable de diagnostique en sortie (par exemple, présence ou non d'une maladie). Plusieurs architectures ont obtenu des excellents résultats sur des images de la vie courante et cela pour des différentes tâches telles que la classification et la segmentation. Par contre, l'utilisation d'apprentissage profond dans le domaine médical a rencontré plusieurs limites dans ses débuts (détailé dans la **Sous-Sec.1.5**). Ces limites ont été la raison pour exploiter d'autres techniques d'apprentissage profond (apprentissage par transfert et extraction des caractéristiques) CNN était l'architecture la plus utilisée pour la classification, elle a obtenu des meilleures performances pour le traitement des images naturelles. Malgré l'efficacité obtenue par les réseaux de convolutions, les chercheurs ont rencontré un problème majeur dans le domaine médical qui se résume dans le manque des données. Et pour répondre à ce problème, ils ont été orienté pour utiliser l'apprentissage par transfert, cette technique a permis d'améliorer les résultats pour la classification des images naturelle en utilisant des modèles entraînés sur de grandes ensembles de données (comme ImageNet) et de transférer leur capacité d'apprentissage à un nouveau modèle de classification.

Concernant la maladie du cancer de la peau, plusieurs recherches ont été faite à base des techniques d'apprentissage profond pour la classification de cette maladie. Nous avons proposé la taxonomie suivante(Figure 1.22) selon la démarche suivie pour l'utilisation de réseau de convolution pour la classification des différents types de ce cancer. (travail de master)

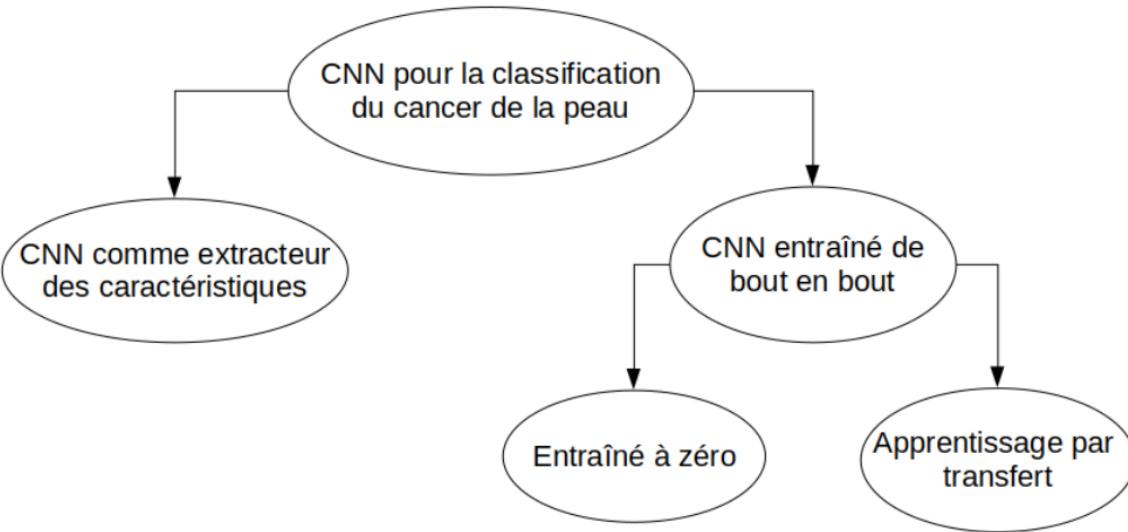


Figure 1.22 : Taxonomie proposée pour la classification du cancer de la peau.

1.5 Critères de performances pour appliquer l'apprentissage profond

En dépit des succès impressionnantes que les techniques d'apprentissage enregistrent et des applications pour aider à développer des systèmes automatisés afin de faciliter les tâches pour les médecins, ces techniques souffrent d'un certain nombre de limitations qui en restreignent les potentialités.

- A) **Taille des bases de données :** L'apprentissage profond nécessite une quantité énorme de jeu de données pour l'apprentissage. Par exemple la précision du modèle pour la classification dépend largement de la qualité et de la taille de l'ensemble de données, cependant, l'indisponibilité de l'ensemble de données est l'un des principaux obstacles au succès de l'apprentissage profond dans l'imagerie médicale. En revanche, le développement de grands ensembles des données d'imagerie médicale est assez difficile, car l'annotation nécessite beaucoup de temps de la part des experts médicaux, en particulier elle nécessite plusieurs avis d'experts pour surmonter l'erreur humaine. En outre, l'annotation peut ne pas être possible en raison de l'indisponibilité d'un expert qualifié ou la disponibilité de cas suffisants est également une barrière en cas de maladie rare. Un autre problème majeur est le déséquilibre des données qui est très courant dans le domaine médical c'est-à-dire que les maladies rares, du fait qu'elles soient rares, sont moins représentées dans les ensembles de données.
- B) **Problèmes juridiques et de confidentialité :** Il est beaucoup plus compliqué et difficile de partager les données médicales par rapport aux images du monde réel. La confidentialité des données est effectivement un problème à la fois sociologique et technique, qui doit être traité conjointement dans les deux cas. HIPAA accorde des droits légaux aux patients concernant leurs informations personnelles identifiables

et établit des obligations pour les prestataires de soins de santé de protéger et de restreindre leur utilisation. La confidentialité différentielle qui restreint les données à l'organisation en fonction de l'exigence du besoin de données. Ces problèmes de confidentialité sont des facteurs qui peuvent conduire à des situations où, le modèle d'analyse de données est susceptible d'avoir un impact négatif à la fois juridique et éthique.

- C) **Interopérabilité des données et normes de données :** L'interopérabilité des données et les normes de données constituent l'un des principaux obstacles. Actuellement, la nature des données diffère d'un matériel à l'autre, il existe donc une grande variation dans les images en raison de capteurs et d'autres facteurs. En outre, l'étendue de toutes les applications dans le domaine médical nécessite de combiner plusieurs ensembles de données différents pour un apprentissage et une précision des algorithmes améliorés. Alors, l'interopérabilité représente un critère important pour les améliorations dans le secteur médical pour cela les données médicales doivent être standardisées et partagées entre les fournisseurs.
- D) **Problème de boîte noire :** L'imagerie médicale a brisé les paradigmes lorsqu'elle a commencé il y a plus de 100 ans et les algorithmes d'apprentissage en profondeur ont donné une nouvelle naissance et ouvert de nouvelles possibilités à l'application d'imagerie médicale. Ces algorithmes ont permis des résolus des problèmes jugés insolubles, cependant l'une des limites de ces algorithmes est le problème de la boîte noire. Bien que les mathématiques utilisées pour construire un réseau de neurones soient simples, mais la façon dont la sortie a été obtenue est extrêmement compliquée, c'est-à-dire que les algorithmes d'apprentissage profond obtiennent un ensemble des données en entrée, identifient des modèles et construisent un modèle prédictif, mais la compréhension du fonctionnement du modèle reste un problème.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué l'intérêt d'appliquer l'apprentissage profond dans le domaine médical. Nous avons d'abord introduit les concepts retrouvés dans le domaine médical et particulièrement ceux relatifs au cancer de la peau. Pour cela, nous avons expliqué l'anatomie de la peau puis nous avons cité les types de cancer les plus connus. Ensuite, nous avons parlé sur la classification des images médicales à base d'apprentissage profond. À la fin de ce chapitre, nous avons cité des limites majeures dans l'application d'apprentissage profond dans le domaine médical.

Chapitre 2

Description et évaluation de l'architecture

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons expliquer et évaluer notre approche suivie à base des techniques d'apprentissage profond. Pour cela, nous allons décrire le modèle que nous avons proposé pour la classification des images de cancer de la peau. Ce chapitre sera composé de cinq sections. Nous commençons par l'explication de diagnostique classique du cancer de la peau, puis nous discuterons des principales limites rencontrées par les médecins lors de ce diagnostique, cela construire le contenu des sections **Sec.2 & Sec.3**. Dans la **Sec.4**, nous introduisons nos contributions pour l'amélioration de système de diagnostic en expliquant notre approche suivie pour réaliser un modèle de classification. Une dernière section portera sur l'évaluation de notre contribution pour la classification de cancer de la peau. Nous donnons d'abord un aperçu sur l'ensemble de données choisi. Après, nous définissons l'ensemble des paramètres choisi pour l'évaluation de notre modèle. Enfin, nous présentons et discutons les résultats obtenus. Cette partie sera proposée dans la **Sec.5**.

2.2 Diagnostique de cancer de la peau

Le cancer de la peau est l'une des maladies qui nécessite des compétences très élevées pour sa détection. C'est pourquoi son diagnostique peut être difficile, même pour un médecin spécialiste. Pour cela, des systèmes de dermoscopie ont été utilisés pour aider les dermatologues à améliorer la détermination des lésions cutanées de cancer de la peau. Ainsi, pour réduire la période d'attente des résultats. La dermoscopie est une technique d'imagerie qui permet de visualiser la surface de la peau à l'aide d'un dispositif de grossissement de la lumière et d'un liquide d'immersion. C'est l'une des techniques d'imagerie les plus utilisées en dermatologie. Elle permet de visualiser des caractéristiques morphologiques qui ne sont pas détectables à l'œil nu et d'augmenter la performance de diagnostique. Cependant, l'utilisation de la seule vision humaine pour la détection du cancer dans les images dermoscopiques peut être inexacte ou subjective, car elle dépend de l'expérience du dermatologue. Afin de surmonter ces difficultés rencontrées dans le diagnostic du cancer de la peau, nous sommes besoin d'introduire la vision machine. C'est-à-dire, aider les médecins dans le processus de diagnostic par des systèmes de diagnostic automatisés utilisables même par les patients. Le développement de ce système consiste généralement à :

- Partitionner l'image d'entrée en régions disjointes qui sont homogènes par rapport à la luminance et la texture.
- Faire la corrélation entre les informations extraites dans la phase précédente afin de pouvoir classifier l'image d'entrée.

2.3 Contraintes relatives au diagnostique de cancer de la peau

La reconnaissance automatique de cancer de la peau à partir des images dermoscopiques est une tâche difficile. Elle comporte plusieurs défis :

- Le degré élevé de similarité visuelle entre les lésions malignes et bénignes peuvent présenter ce qui rend difficile la distinction entre ces cellules.
- La grande variation entre les lésions cutanées en termes de forme, de taille, de couleur, de texture et d'emplacement sur les images dermocsoptiques.
- Des facteurs supplémentaires tels que les cheveux, les vaisseaux sanguins, les marques de règle.
- Le temps nécessaire pour réaliser les différentes étapes des diagnostics qui peut être long et qui joue un critère important pour le sauvetage de la vie du malade.

2.4 Description de l'architecture adaptée

Nous avons proposé une approche pour répondre au problème de classification du cancer de la peau. Elle consiste à appliquer l'apprentissage par transfert sur l'architecture MobileNet. Nous allons utiliser l'architecture MobileNet pré entraînée sur l'ensemble de données ImageNet qui est composée de plus d'un million images naturelles réparties sur 1000 classes utilisées pour la détection des objets dans la nature. D'abord, nous avons remplacés les cinq (5) dernières couches du model par un couche Dense qui contient sept classes pour correspondre à notre problématique. Ensuite, nous avons gardé les poids de toutes les couches du model pré entrainé sauf les 23 dernières couches qui seront entraînés sur notre dataset (Fine tuning). Car les premières couches contiennent des variables très génériques (e.g. détection des angles ou des couleurs) et donc pertinentes pour de nombreuses tâches différentes.

Nous avons ensuite affiné l'apprentissage de cette architecture de bout en bout sur notre ensemble de données. Autrement dit, nous allons optimiser les valeurs des paramètres du modèle récupérés d'apprentissage sur l'ensemble des données ImageNet avec les nouvelles valeurs calculées d'après l'ensemble de données ISIC. Alors, les images sont redimensionnées vers 224×224 pour correspondre à l'entrée de l'architecture. L'image parcourt ensuite les différentes couches de MobileNet de sorte à permettre au modèle de calculer l'erreur des paramètres. À la fin, la rétropropagation va permettre de corriger tous les paramètres de l'architecture (partie extracteur des caractéristiques et la partie de classifieur) pour arriver à converger vers les meilleures performances.(voir la Figure 2.1)

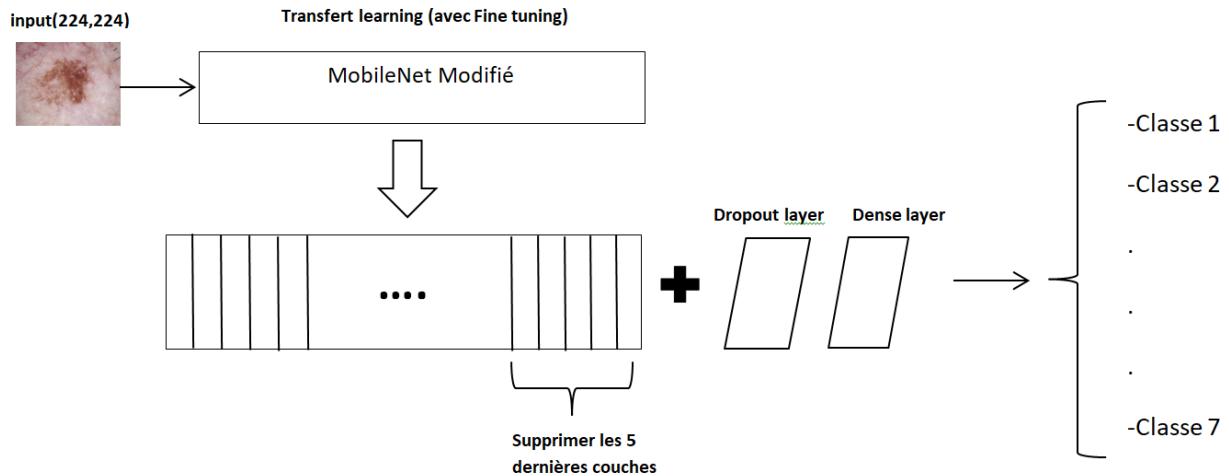


Figure 2.1 : Représentation de l'architecture adaptée

2.5 Résultats expérimentaux

À ce stade, nous présentons l'ensemble des données retenues pour nos évaluations dans une sous-section "jeu de données". Ensuite, nous illustrons les résultats expérimentaux retenus pour nos architectures en exposant les bonnes justifications selon les mesures de performance définies.

2.5.1 Présentation de jeu de données

Les images numériques des lésions cutanées peuvent être utilisées pour aider les professionnels et le public à reconnaître les mélanomes, ainsi que pour la prise de décision clinique et le diagnostic automatisé. La CITI a développé des archives publiques et librement accessibles d'images de la peau pour tester et valider les normes proposées pour les systèmes de diagnostic automatisé.

Les principaux défis des systèmes automatisés, de l'analyse des lésions cutanées à la détection des mélanomes présentant des problèmes de segmentation des lésions, de détection des schémas diagnostics cliniques et de classification des lésions, ont été organisés selon des concours annuels pour apporter des améliorations à ces archives, dont : ISIC Challenge 2016, ISIC Challenge 2017, ISIC Challenge 2018 et ISIC Challenge 2019. Ces défis ont conduit à de nouvelles découvertes et à de nombreuses publications. Ils ont été admis comme une mesure de référence de facto par d'autres groupes de recherche. Par conséquent, nous avons l'intérêt d'utiliser l'archive ISIC challenge pour former, valider et tester nos modèles.

Dans la réalisation de notre travail on a utilisé la base de données HAM10000 contruite par ISIC (International Skin Imaging Colloration).

Ham10000 est composé de 10015 images de 7 classes différentes :

- a) **Actinic keratoses and intraepithelial carcinoma (akiec)**
- b) **basal cell carcinoma (bcc)**

- c) benign keratosis-like lesions (bkl)
- d) dermatofibroma (df)
- e) melanoma (mel)
- f) melanocytic nevi (nv)
- g) vascular lesions (vasc)

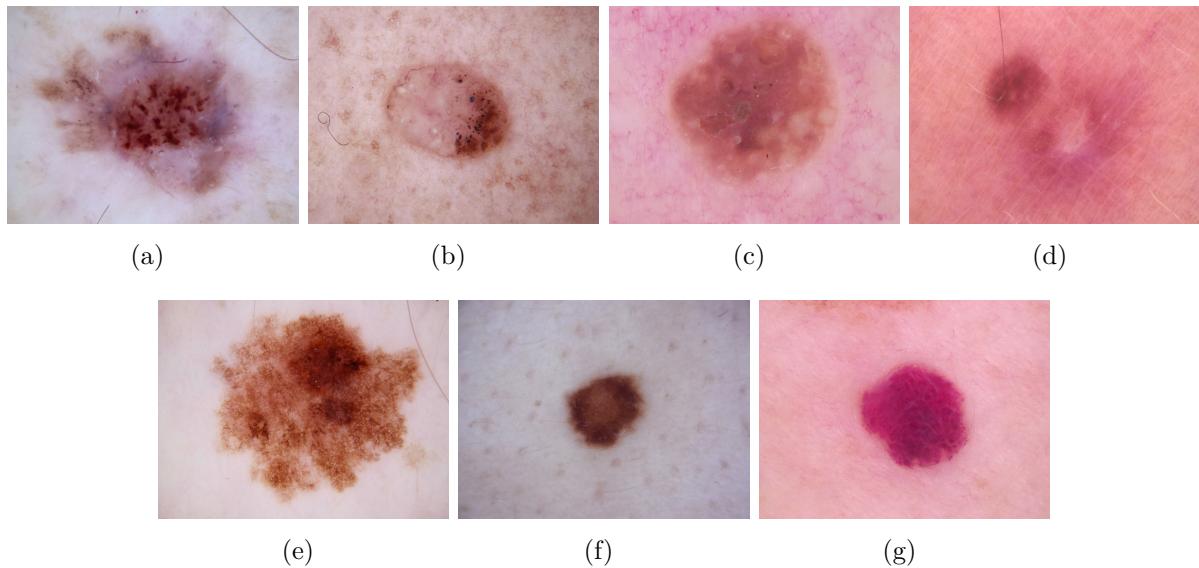


Figure 2.2 : Illustration des images cutanées pour chaque classe

On a divisé cet ensemble de donnée en 2 parties (80% pour l'entraînement 20% pour le test)

2.5.2 Métriques de performance

Nous définissons les critères de performance utilisés pour l'évaluation des approches de classification des images qui sont très simples à lire et à comprendre. Elles permettent de visualiser très rapidement les données et les statistiques afin d'analyser les performances d'un modèle et d'identifier les tendances qui peuvent aider à modifier les paramètres. Cependant, nous citons quelques définitions utiles avant de définir ces métriques :

- **Vrai positive (VP)** : les cas où la prédiction est positive, et la valeur réelle est effectivement positive.
- **Vrai négative (VN)** : les cas où la prédiction est négative, et la valeur réelle est effectivement négative.
- **Faux positive (FP)** : les cas où la prédiction est positive, mais la valeur réelle est négative.

- **Faux négative (FN)** : les cas où la prédiction est négative, mais la valeur réelle est positive.
- **Accuracy (AC)** : Le nombre des prédictions correctes par rapport à toutes les prédictions, elle représente le taux de succès de modèle c'est à dire le nombre des images bien classées sur la totalité des images.

$$Accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (2.1)$$

- **Précision (sensibilité)** : Le nombre des cas positifs que le classificateur a correctement prédit, sur tous les cas positifs dans les données.

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP} \quad (2.2)$$

- **Rappel** : Le nombre des prédictions positives correctes, elle représente le taux de succès de détecter que l'image appartient à la classe correcte.

$$Rappel = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2.3)$$

2.5.3 Analyse des résultats

Dans cette section, nous allons présenter les résultats de nos approches proposées pour la classification de cancer de la peau. Nous allons ensuite discuter les résultats obtenus. A la fin, nous donnerons des arguments en discutant les performances de chaque approche et nous allons mettre l'accent sur la meilleure approche. Pour information, nous avons affecté aux hyper-paramètres d'apprentissage les valeurs suivantes : 30 epochs, 10 images par batch et taux d'apprentissage égal à 0.01.

Nous avons utilisé l'apprentissage par transfert sur l'ensemble des données ImageNet (détailé dans la partie section précédente). Nous avons obtenu les résultats présentés dans la Table 2.1. Ainsi la matrice de confusion représentée dans le tableau 2.2

TAB. 2.1 : Résultats obtenus par notre modèle

	SE	RE
akiec	0.62	0.62
bcc	0.77	0.77
bkl	0.69	0.65
df	0.75	0.50
mel	0.55	0.41
nv	0.95	0.97
vasc	0.91	0.97
avg	0.89	0.91
Accuracy	0.90	

TAB. 2.2 : La matrice de confusion

	akiec	bcc	bkl	df	mel	nv	vasc
akiec	16	2	5	0	2	1	0
bcc	1	23	3	0	1	2	0
bkl	3	1	49	0	5	17	0
df	0	0	0	3	0	3	0
mel	2	1	4	0	16	16	0
nv	4	3	10	1	5	727	1
vasc	0	0	0	0	0	1	10

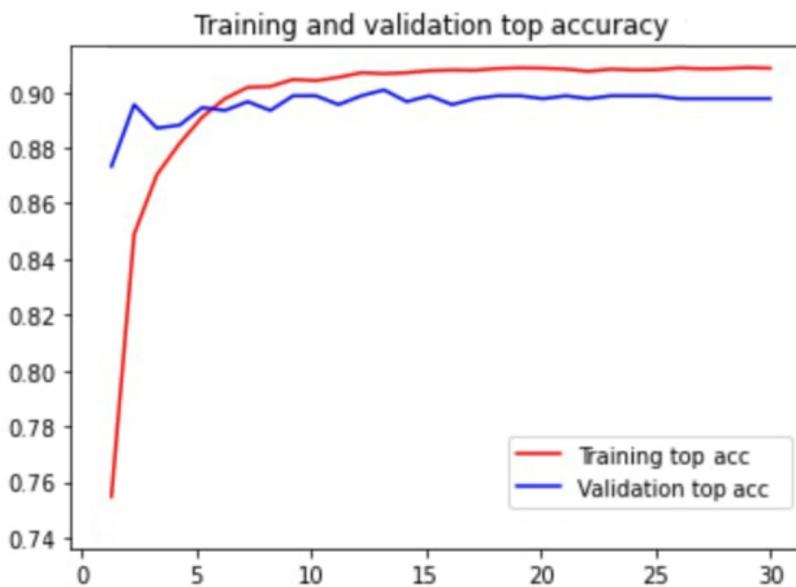


Figure 2.3 : Représentation graphique de l'évolution de la précision

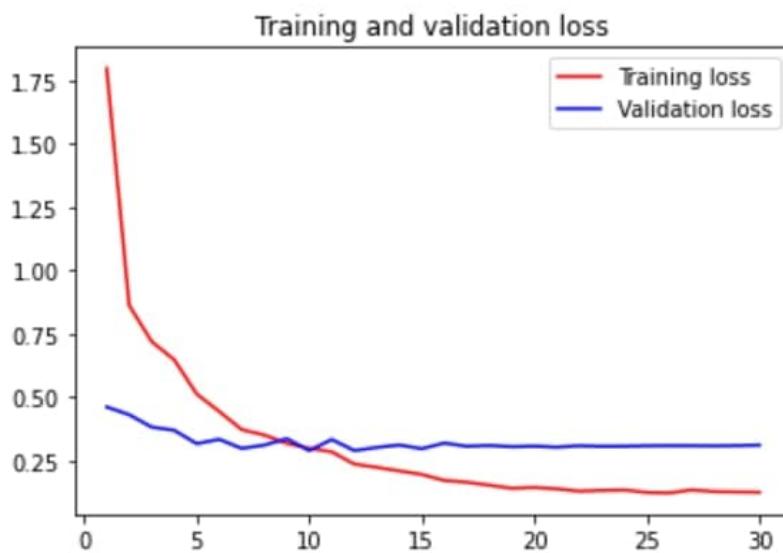


Figure 2.4 : Représentation graphique de l'évolution de la perte

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté et évalué l'approche proposée à base des techniques d'apprentissage profond. Cette approche a permis de construire un modèle afin de réaliser la classification de cancer de la peau. Nous avons d'abord évoqué les limites rencontrées par les médecins lors du diagnostic du cancer de la peau et de ce fait, nous avons proposé une architecture d'apprentissage profond pour la classification. A la fin, nous avons testé cette proposition sur l'ensemble des données ISIC.

Chapitre 3

Mise en oeuvre d'un système de diagnostic du cancer de la peau

3.1 Introduction

L'apprentissage profond a montré de bonnes performances pour le diagnostic des différentes maladies. De plus, plusieurs techniques ont permis d'améliorer les résultats des experts et aider à avoir de meilleures évaluations dans le domaine médical, tout particulièrement pour la détection du cancer de la peau. Pour ce faire, nous avons testé un modèle d'apprentissage profond d'attention pour la classification des lésions de cancer de la peau. Nous avons réussi à obtenir des résultats prometteurs en comparaison avec les résultats des travaux précédents voire même ceux fournis par un expert humain. Sur la base de ces motivations, nous proposons un système de diagnostic automatisé pour le cancer de la peau à base de modèles d'apprentissage profond pré-entraînés.

Dans ce chapitre, nous détaillons les étapes pour la réalisation de notre système en trois sections. Dans la **Section 2**, nous expliquons le système de diagnostic du cancer de la peau en détaillant les différentes étapes de ce système. Ensuite, nous citons les besoins fonctionnels et les besoins non fonctionnels assurés par notre système.

Dans la **Section 3**, nous expliquons la conception de notre système automatisé. Nous détaillons la structure générale du système. Nous illustrons les diagrammes de cas d'utilisation et les diagrammes d'activité. De plus, nous présentons le diagramme de classe et décrivons les différentes classes. Ensuite, nous expliquons le fonctionnement de ce système en expliquant les relations entre ses acteurs.

Pour la **Section 4**, nous présentons les composantes de notre système. Nous expliquons les différentes fonctionnalités fournies pour chaque composante avec des illustrations des interfaces. A la fin, nous introduisons les outils utilisés pour la réalisation à savoir les outils pour l'apprentissage, les outils de conception et les outils de développement et cela dans la **Section 5**

3.2 Système automatisé de diagnostique du cancer de la peau

Dans cette section, nous proposons une architecture générale d'un système automatisé pour la classification des images du cancer de la peau. Ainsi, nous citons les objectifs finaux de notre projet. Pour cela, nous allons entamer les étapes conceptuelles de notre système où nous allons décrire la méthodologie utilisée durant la réalisation du projet. Ensuite nous donnons un aperçu sur le modèle d'apprentissage profond en expliquant chaque étape. Enfin, nous citons les besoins fonctionnels et non fonctionnels de notre système.

3.2.1 Méthodologie de travail

Afin de faire la conception de notre système, nous sommes basés sur la méthodologie CRISP, c'est une méthode reconnue dans les projets orientés données et qui a été mise à l'épreuve sur des travaux d'exploration de données. CRISP-DM est une méthode agile et itérative qui visualise le cycle de vie de l'exploration de données. Elle comprend la

description de chaque phase d'un projet DM, ses tâches et les relations existantes entre eux.

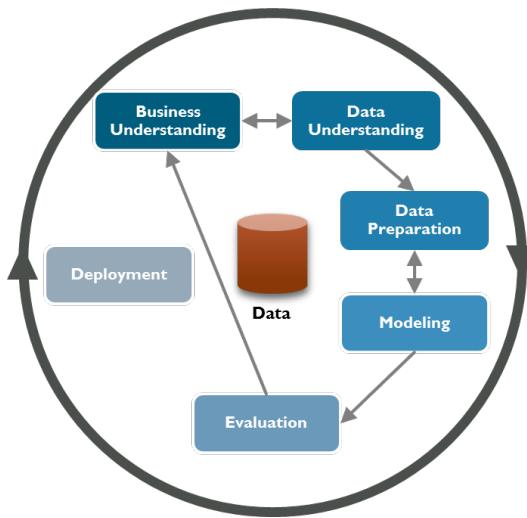


Figure 3.1 : Le cycle de vie de l'exploration de données

Dans ce qui suit nous allons expliquer chaque étape du processus CRISP-DM représenté dans la figure 3.1 :

A) La compréhension du problème métier :

La première étape consiste à bien comprendre la problématique que nous visons à résoudre. Elle permet de fixer les objectifs et produire un plan projet sur la base des informations collectées.

B) La compréhension des données :

Cette étape consiste à l'exploration des données afin de bien les connaître, identifier leur qualité et les maîtriser.

C) La préparation des données :

C'est la phase de nettoyage et prétraitement. Un ensemble de données sera construit à partir des données originales selon nos besoins et objectifs. Ce dernier va être compatible avec les algorithmes utilisés et sera centralisé dans la base de données.

D) La modélisation : Dans cette phase, le choix des algorithmes à utiliser, leur paramétrage, leur enchaînement ainsi que les tests sont faits. Ce processus est d'abord descriptif permettant de générer des connaissances et expliquer les faits. Ensuite prédictif dans le sens où il va prédire ce qui va se passer, et enfin prescriptif en permettant d'optimiser une situation future.

E) L'évaluation : Cette phase permet de juger et d'évaluer les résultats obtenus en comparant aux objectifs fixés. Elle contribue à la prise de décision du déploiement de la solution ou son amélioration s'il le faut. Après cette phase soit on passe à la phase suivante soit on revient en arrière pour affiner ou remplacer les modèles.

F) Le déploiement : C'est l'étape finale du processus pendant laquelle le projet est installé et mis à la disposition des utilisateurs finaux. Elle comprend la planification

et surveillance du déploiement des résultats et l'exécution des tâches de synthèse telle que le rapport final et la révision du projet.

3.2.2 Implémentation du modèle

Le diagnostic du cancer de la peau dans les systèmes automatisés est organisé selon une chaîne de traitement et d'analyse visant à produire les bonnes décisions sur les images d'entrée. Le processus de diagnostique du cancer de la peau comporte les étapes suivantes :

Tout d'abord, nous avons commencé la réalisation de notre modèle par importer l'ensemble de données téléchargé depuis le site officiel de l'organisation ISIC.

Pour la deuxième étape, nous avons effectué un certain prétraitement des images. Pour cela, nous avons supprimé les images dupliquées pour éviter le sur-apprentissage ou le sous-apprentissage, et nous avons redimensionné les images à la forme de (224x224x3) qui est appropriée pour l'architecture que nous avons utilisé.

Puis, nous avons divisé le jeu de données en deux ensembles : entraînement et test. Ensuite, nous avons passé à une étape très importante qui est l'augmentation de l'ensemble de données en essayant au même temps d'équilibrer le nombre des images de toutes les classes.

l'augmentation regroupe les techniques utilisées pour augmenter artificiellement la taille d'un groupe de données d'apprentissage en créant des versions modifiées d'images à partir des images d'apprentissage disponibles en basant sur plusieurs méthodes (rotation, retournement, translation, zoom, recadrage,...).Elle s'applique uniquement au jeu de données d'apprentissage et non pas au jeu de données de test.

Pour la dernière étape, nous faisons l'entraînement du modèle sur notre ensemble de données et tester les résultats.

Pour mieux illustrer, la Figure 3.2 montre les étapes de notre travail, de l'importation des données jusqu'à l'obtention des résultats.

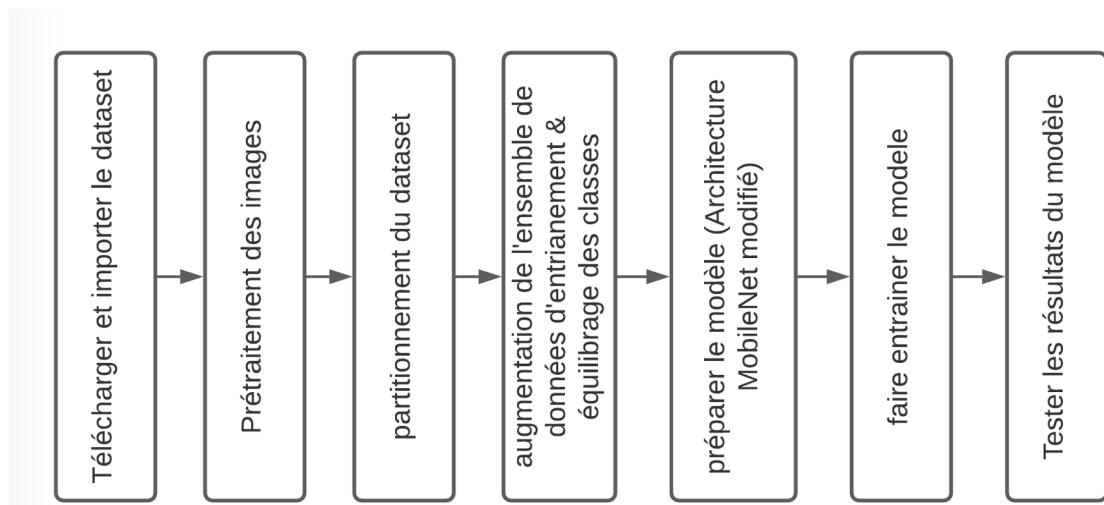


Figure 3.2 : les étapes de notre travail

3.2.3 Présentation des besoins du système

Dans cette section, nous citons les besoins fonctionnels qui représentent les exigences fonctionnelles du système et les besoins non fonctionnels qui représentent les caractéristiques du système (langage de programmation, système exploitation, etc.). Ces besoins vont donner une idée générale sur le bon fonctionnement de notre système automatisé afin d'assurer la détection du cancer de la peau.

A) Présentation des besoins fonctionnels :

Le système à réaliser doit répondre au besoin principal de notre projet, à savoir, le diagnostic automatique du cancer de la peau à base des techniques d'apprentissage profond. Pour y arriver, nous devons assurer quelques fonctionnalités :

- Garantir la classification des images prises par les patients.
- Possibilité de prendre une photo avec la camera du mobile ou bien choisir une photo à partir de la galerie.
- Aider le patient à connaître sa maladie en donnant des informations sur cette dernière.
- Faciliter le suivi de la maladie en donnant la possibilité d'accéder à l'historique.

B) Présentation des besoins non fonctionnels :

Notre système doit avoir quelques caractéristiques qui lui décrivent. Ces caractéristiques sont des besoins en matière de performance, de type de matériel, le type de conception ou bien sont les contraintes d'implémentation.

- Une application mobile sera développée afin d'être installé sur les systèmes mobiles Android.
- Utilisation d'une base de données pour le traitement des données.
- Avoir une IHM (Interface Homme/Machine), ergonomique et facile à utiliser.
- Le projet doit être extensible, afin d'ajouter de futures fonctionnalités.

C) Présentation des besoins optionnels :

- Assurer la validation du résultat en ajoutant la possibilité d'envoyer le diagnostic pour être approuver ou non par le médecin.
- Possibilité de voir les statistiques de l'application par l'administrateur.

3.3 Conception de système

Dans cette section, nous présentons la conception de notre proposition pour la réalisation d'un système de diagnostic automatique. Nous commençons par présenter la structure globale de ce système. Nous citons les acteurs principaux de notre système et les fonctionnalités principales réalisées de ce système, cela sera illustré dans un diagramme de cas d'utilisation, puis nous passons au diagramme d'activités qui fournit une vue du

comportement de notre système en décrivant la séquence d'actions. De plus, nous présentons l'architecture de système en illustrant le diagramme de classe et en expliquant ces différentes classes et la relation entre eux.

Ensuite, nous expliquons le fonctionnement de notre système et les relations entre ces différents acteurs et nous expliquons un scénario qui représente le cas d'utilisation le plus important pour chaque acteur de système. Ces scénarios seront ensuite illustrés par des diagrammes de séquences.

3.3.1 Structure du système proposé

Dans cette section, nous détaillons les phases de conception suivies. Notre système est conçu pour faciliter le processus de détection du cancer de la peau pour tous les participants concernés (les patients et les médecins). Il permet de gérer l'interaction entre le patient et le médecin en fournissant des résultats des diagnostics proches des experts ce qui rend la détection de la maladie plus rapide et moins coûteuse pour un patient. Pour le médecin, le système lui facilitera la réalisation de ces activités quotidiennes par l'automatisation de la méthode classique de traitement. Nous présentons les principaux acteurs de notre système ainsi que leurs fonctionnalités dans le diagramme des cas d'utilisation montré dans la figure suivante (Figure 3.3) :

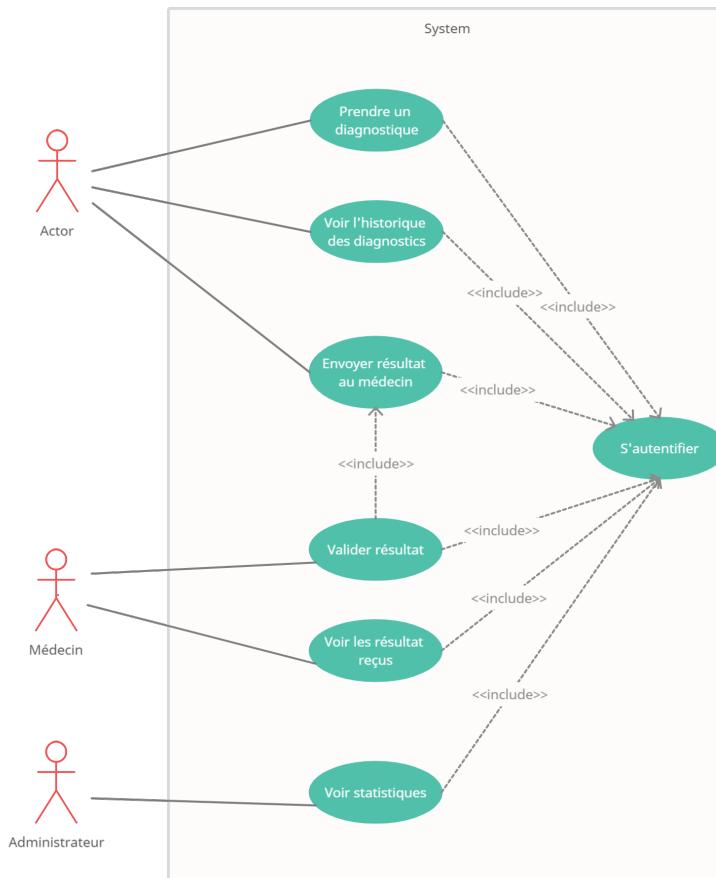


Figure 3.3 : les étapes de notre travail

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

En premier lieu, le patient peut **faire un diagnostic** d'une image personnelle d'une lésion , cet image peut être prise par le patient en utilisant **la caméra de mobile**, ou bien importé à partir de la galerie . Ensuite, le patient peut consulter son médecin en **envoyant le résultat** proposé par les modèles d'apprentissage profond afin de prendre son avis et de **valider** si ce résultat est juste. Il peut aussi **avoir des informations** et des explications concernant sa maladie. De plus, pour faciliter le suivi de la maladie, notre système enregistre **l'historique des diagnostics** effectués par un patient pour les consulter et voir l'évolution de l'état de ce patient. Toutes les fonctionnalités offertes à un patient doivent être précédées par une **authentification** dans notre système pour assurer la légitimité de la demande d'accès à ces informations.

En deuxième lieu, le médecin de son côté peut **donner son avis** concernant les résultats reçus par les modèles. Ces résultats seront validés pour la **création** d'un ensemble de données par un expert afin d'être utilisés pour d'autres travaux.

Enfin, l'administrateur de notre système peut consulter la liste des médecins et des patients inscrit dans l'application et voir quelques statistiques.

Pour fournir une vue de comportement d'un système et décrire la séquence d'actions d'un processus, nous présentons le diagramme d'activités suivant(Figure 3.4)

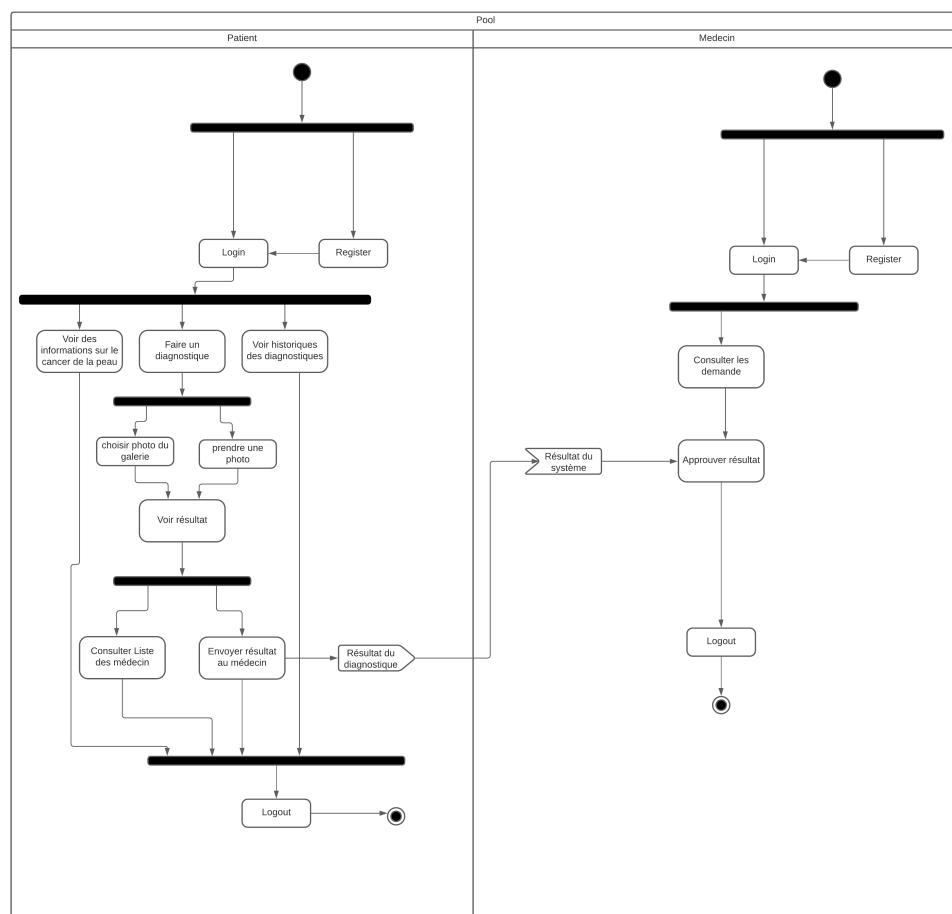


Figure 3.4 : Diagramme d'activité du système de diagnostic du mcancer de la peau.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

Pour décrire les responsabilités des différents acteurs, nous représentons ici la vue statique de notre système en montrant les classes du système, leurs attributs, les opérations et les relations entre les objets (Figure 3.5).

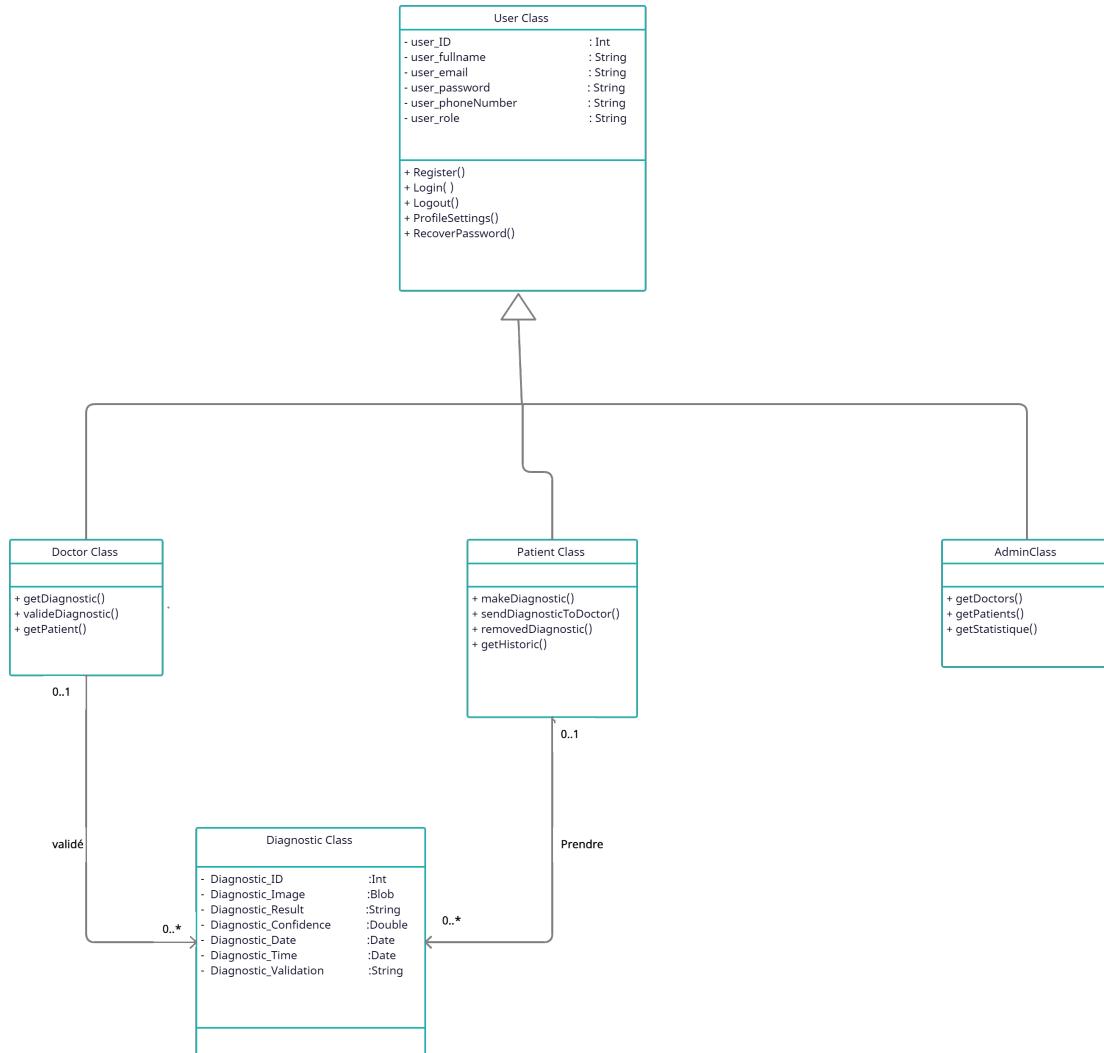


Figure 3.5 : Diagramme de classe du système de diagnostique du cancer de la peau.

Par conséquent, le diagramme de classe comporte : La classe Utilisateur est une classe partagée entre les trois classes principales : les patients, les médecins et l'administrateur. Elle comporte les informations relatives à l'utilisateur telles que le nom, le mot de passe, le numéro de téléphone et l'adresse électronique. Un objet qui hérite de la classe d'utilisateur peut s'enregistrer, s'authentifier, ajuster son profil et récupérer son mot de passe en cas d'oubli.

La classe Médecin est la classe principale qui comprend les méthodes nécessaires pour faciliter la tâche du médecin. Les médecins peuvent visualiser les résultats de diagnostique automatique effectuées par les patients, puis ils peuvent valider les objets qui relèvent de la classe diagnostic, cette dernière est caractérisée par un ID et une image et un résultat. Un seul objet de la classe médecin est choisi par plusieurs objets de la classe patient. Un patient peut prendre une photo et obtenir le diagnostic .Ensuite, il peut choisir le médecin

avec qui il veut partager son résultat.

Pour la gestion de l'application, nous avons conçu la classe Administrateur. Les objets de cette dernière peuvent consulter la liste des médecins et des patients inscrits dans l'application. Ils peuvent aussi visualiser des statistiques concernant les diagnostics.

3.3.2 Description du système

Cette section décrit la mise en oeuvre du système de diagnostique du cancer de la peau réalisé.

A) L'inférence tensorflow Lite

Pour déployer une séquence de modèles à des cas d'utilisation tels que le traitement et le diagnostic du cancer de la peau, nous avons besoin d'utiliser l'Inférence TensorFlow Lite pour simplifier le déploiement des modèles d'apprentissage profond à l'échelle de la production.

L'inférence terme fait référence au processus d'exécution d'un modèle Tensorflow Lite sur l'appareil mobile afin de faire des prédictions basées sur des données d'entrée et les enregistrer sur notre base de données.

B) Serveur de base de données

La liaison du système de diagnostique de cancer de la peau à une base de données est une exigence pour vérifier et valider les informations de connexion lors de l'authentification. Ainsi, les images des patients et autres données doivent être stockées de manière à informer les médecins à tout moment lorsqu'ils consultent le système afin qu'ils puissent confirmer le statut des patients sur la détection du cancer de la peau.

C) Fonctionnement de système

Pour décrire comment les éléments du système interagissent entre eux, il convient d'introduire des diagrammes de séquence. Nous expliquons le processus suivi par un patient pour obtenir un diagnostic automatique du cancer de la peau. Ensuite, nous détaillons les étapes d'un médecin pour le suivi de ces patients.

• Diagnostique d'un patient

Nous expliquons dans la Figure 3.6 le scénario qui représente la phase du diagnostic réalisé par le patient.

Après l'authentification, Le patient doit introduire une image à analyser. Ceci peut se faire soit en sélectionnant une image existante dans la mémoire du téléphone ou bien en prenant directement une photo avec la caméra. L'image sélectionnée sera traitée par le modèle intégré dans l'application puis les résultats de prédiction seront affichés au patient.

Le patient peut envoyer le résultat du diagnostique obtenu au médecin sélectionné.

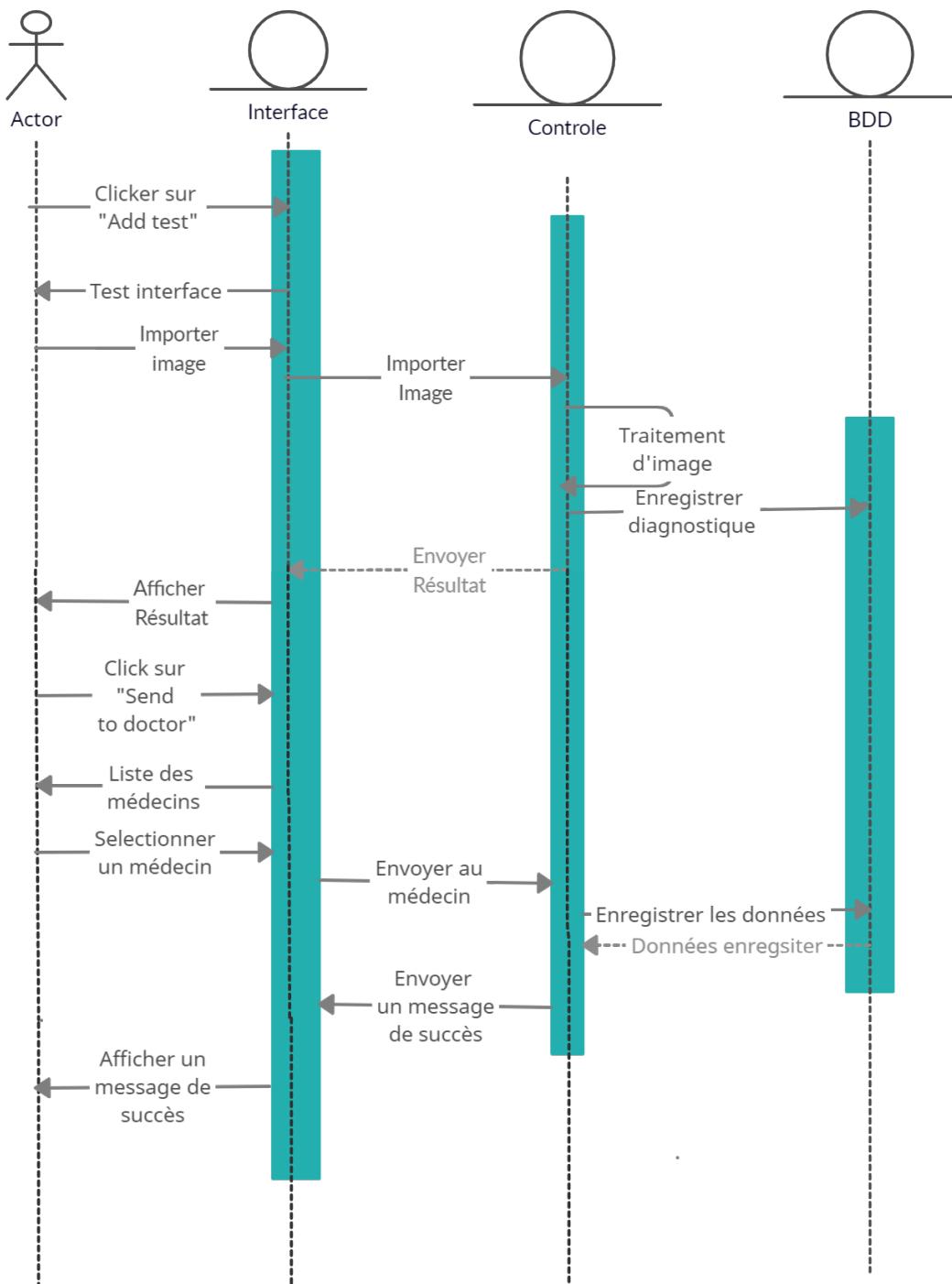


Figure 3.6 : Diagramme de séquence pour le diagnostique réalisé par un patient.

- **Validation de médecin**

Dans le but de confirmer le diagnostic automatique effectué par notre modèle lorsque le patient utilise l'application mobile, il est important de lui faire un suivi avec un médecin préféré.

Un médecin permis de suivre la situation de patient de manière efficace, et de valider les images qui lui sont envoyées en donnant son avis si elles sont bien classées ou non.

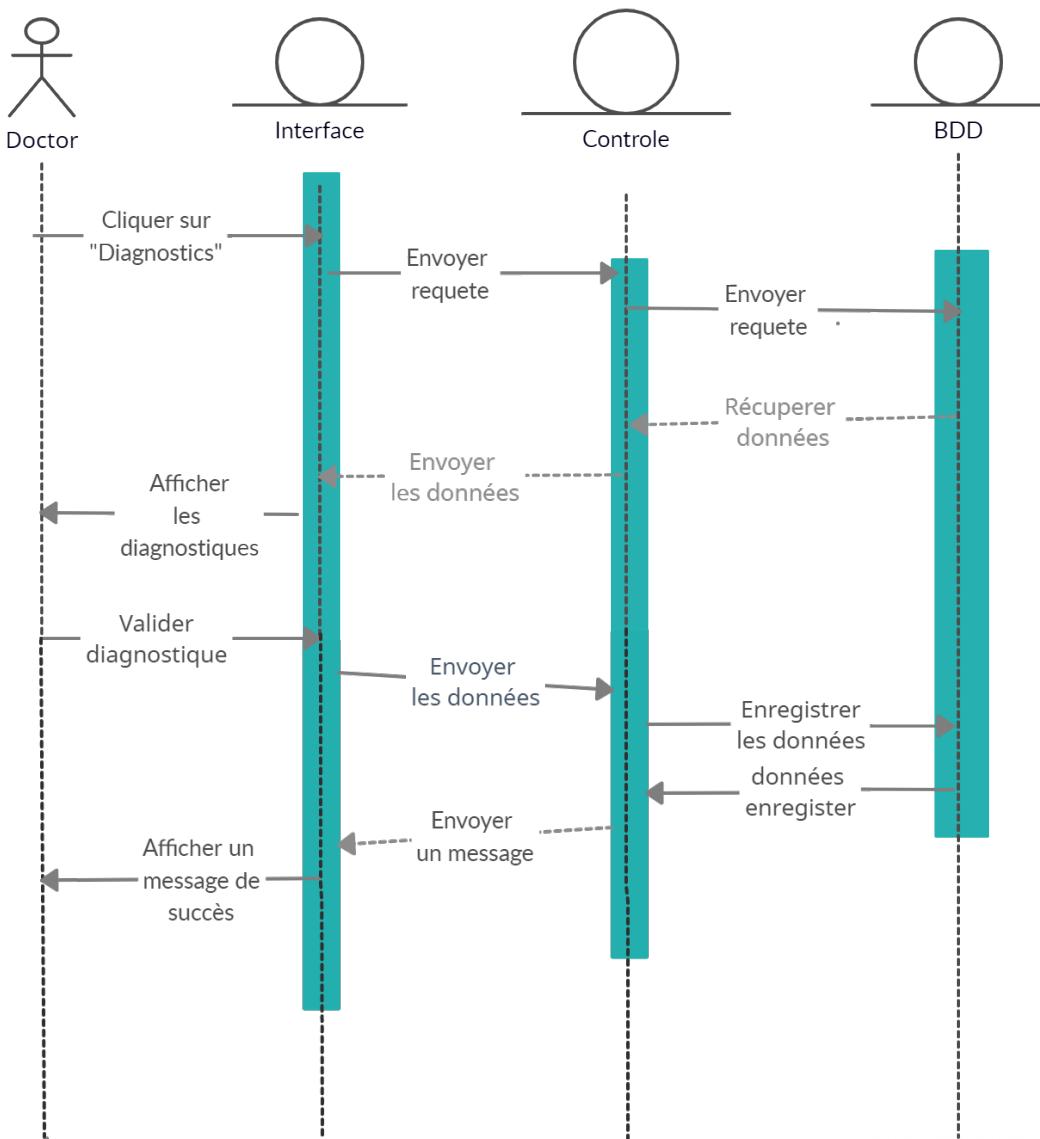


Figure 3.7 : Diagramme de séquence pour la validation du diagnostic réalisé par le médecin.

3.4 Les composants du système

Dans cette section, nous détaillons les composants de notre système automatique pour le diagnostic du cancer de la peau. Selon le fonctionnement détaillé de notre système, nous proposons de développer une application mobile avec trois interfaces pour le bon fonctionnement de notre système. Nous commençons par illustrer notre interface patient, en détaillant ces différentes fonctionnalités. Ensuite, nous montrons les deux autres interfaces médecin et administrateur.

3.4.1 Patient

La fonctionnalité principale de notre application est de prédire la classe d'une lésion de patient avec une image choisi de la galerie ou bien prise par la caméra de téléphone. Alors, cette application permet aux patients d'avoir un diagnostic à l'aide des modèles d'apprentissage profond.

En faisant cela, l'application permet aux patients de gagner du temps, économiser de l'argent et surtout de détecter un éventuel cancer lors de ses premières périodes, où la guérison est souvent possible.

D'abord, l'utilisateur doit créer un compte en fournissant quelques informations personnelles, dont le nom, le prénom, l'email, le numéro de téléphone, un mot de passe, le genre et l'adresse (Figure. 3.8(a)). Ensuite, le patient doit entrer les informations dédiées : l'email et le mot de passe pour ouvrir son compte dans notre application (Figure. 3.8(b)).

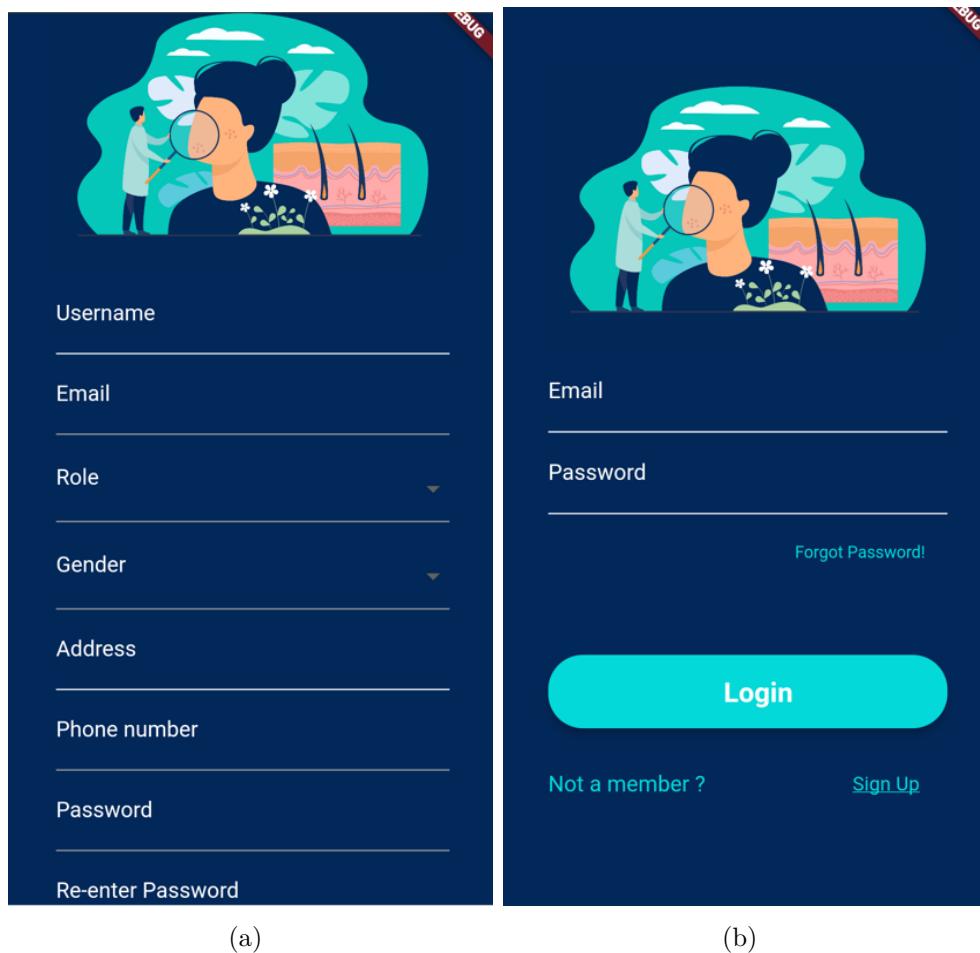


Figure 3.8 : Description des interfaces du compte utilisateur : (a) Les informations nécessaires pour la création d'un compte (b) Représentation d'interface pour se connecter à un compte utilisateur.

Si le patient a oublié son mot de passe, il peut récupérer son compte avec son adresse électronique.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

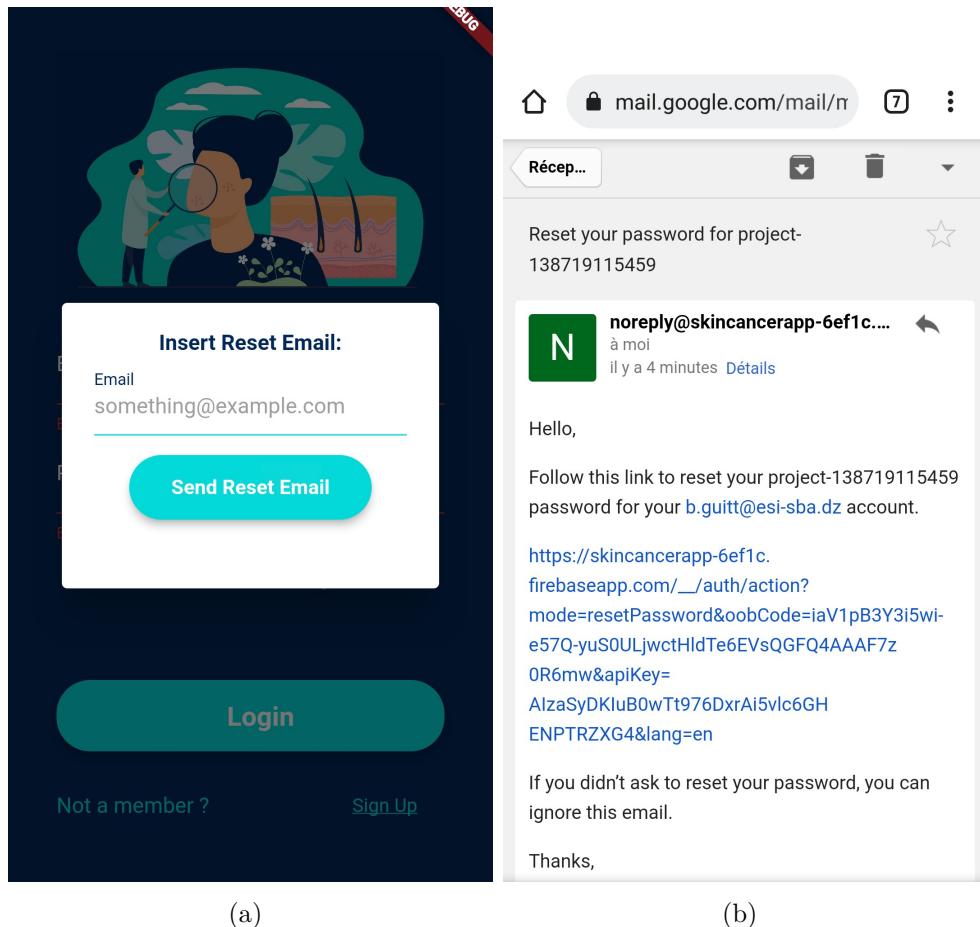


Figure 3.9 : (a) Description de l'interface pour la récupération de mot de passe (b) L'email reçu pour la récupération de mot de passe

L'interface principale de notre application donne accès à plusieurs fonctionnalités (Figure 3.10).

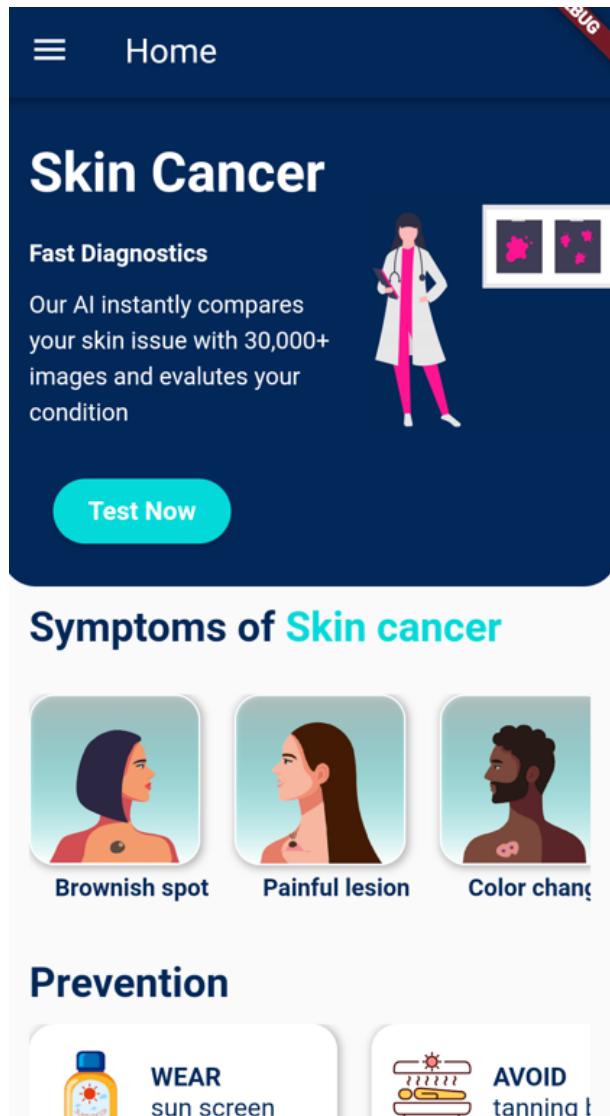


Figure 3.10 : Représentation des fonctionnalités fournies par notre application mobile.

- **Test Now** Pour faire un diagnostic d'une image.

Selon la Figure 3.11, le patient à la possibilité de choisir la manière de sélectionner une image pour la diagnostiquer, soit en utilisant la caméra du téléphone ou bien par utiliser une image depuis le stockage du téléphone. Notre application donne un diagnostic en prédisant la classe de l'image en donnant également un pourcentage de confiance.

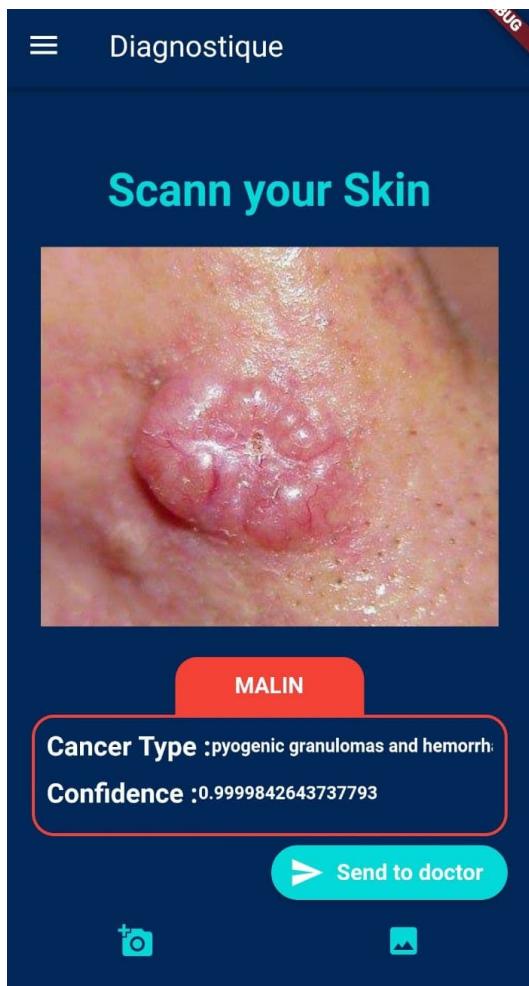


Figure 3.11 : Représentation d'un diagnostic automatique réalisé par l'application mobile.
(page de diagnostique)

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

Le patient a la possibilité de choisir un médecin auquel il veut demander la confirmation du résultat. Il aura une liste des informations correspondantes aux médecins identifiés dans notre système, nous citons à titre exemple : le numéro de téléphone et l'emplacement de la cabine du médecin, donc le patient peut le contacter.

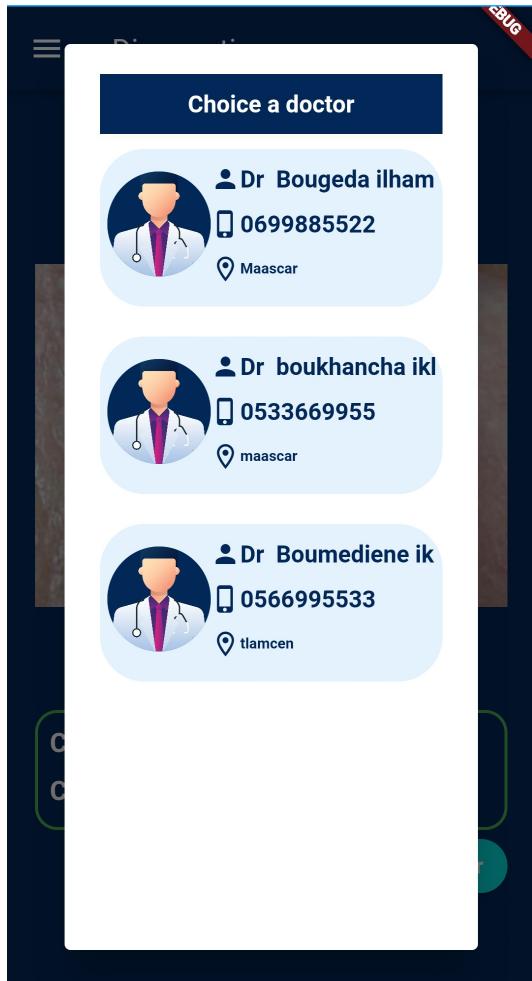


Figure 3.12 : Choix d'un médecin pour la validation des résultats.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

En outre, le patient peut consulter l'historique de ses diagnostics pour garder l'évaluation de la maladie. Cet historique est représenté par le temps de test, l'image choisie et la prédiction retournée par le modèle (Figure 3.13).

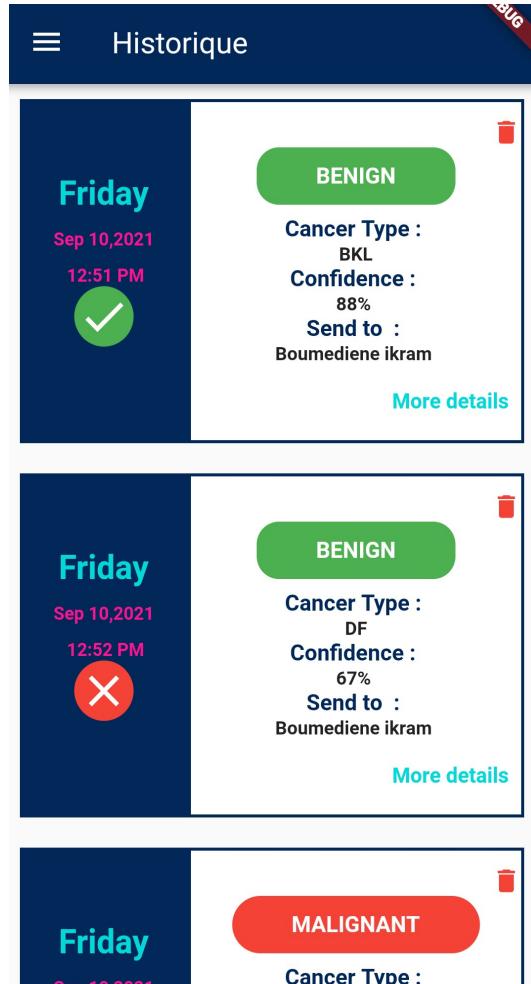


Figure 3.13 : Interfaces de l'historique de quelques diagnostics réalisés par un patient.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

Le patient peut aussi voir des informations générales sur le cancer de la peau en cliquant sur les types de cancer, les facteurs de risque et prévention comme il est montré dans la (Figure 3.14)

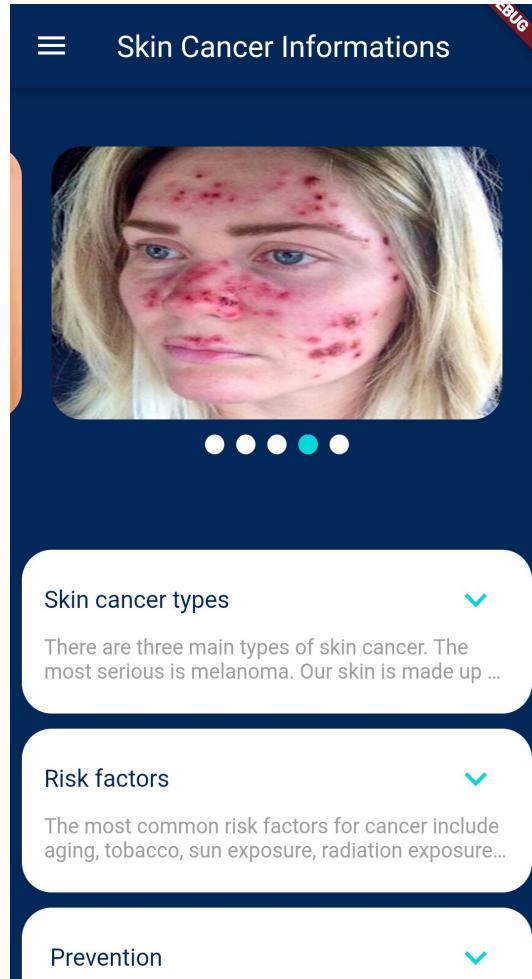


Figure 3.14 : Informations sur le cancer de la peau.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

Il peut aussi accéder à son profile et modifier ses informations

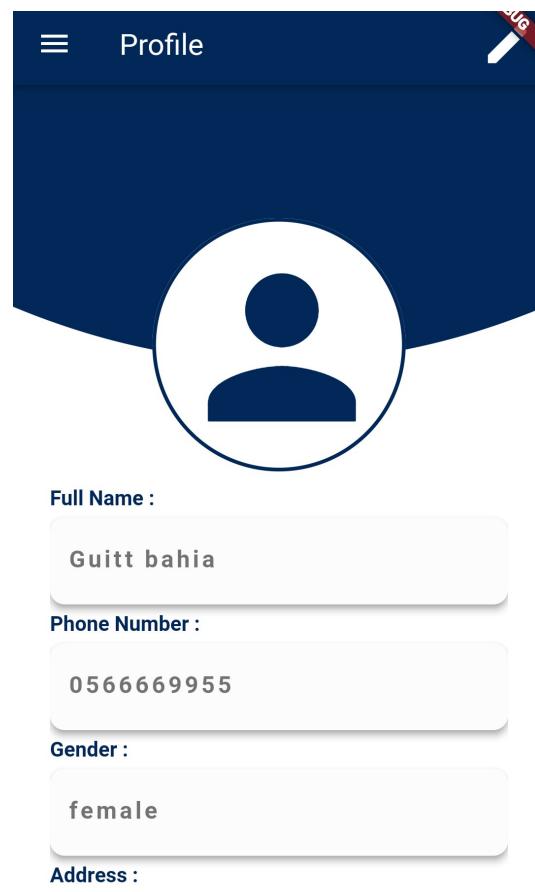


Figure 3.15 : Profile d'un patient.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

Pour contacter l'administrateur le patient accède à cette interface et envoi un email.

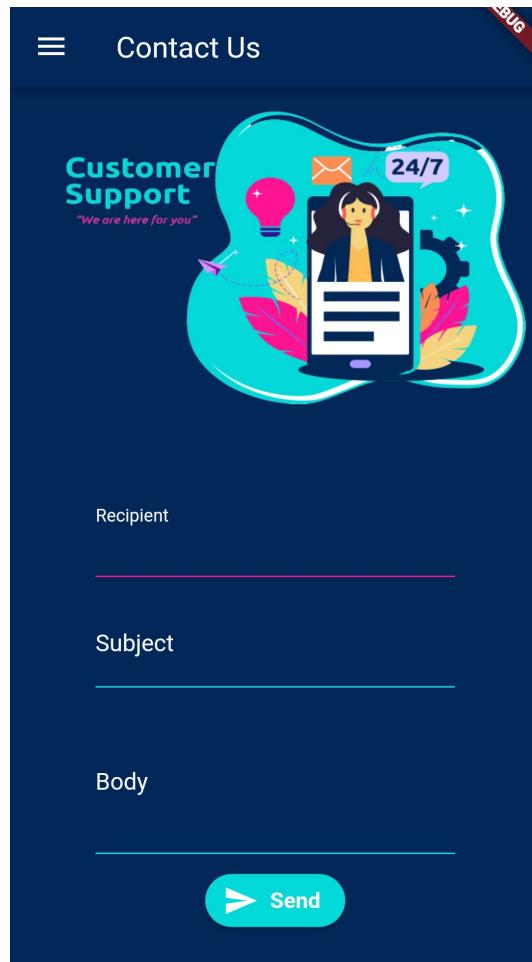


Figure 3.16 : Nous contacter.

3.4.2 Médecin

Le médecin accède à son profil en utilisant une adresse électronique et un mot de passe (Figure 3.8.a). Il peut facilement s'inscrire (Figure 3.8.b) lorsqu'il n'a pas encore de compte. Il peut récupérer son mot de passe (Figure 3.9) , modifier son profile(figure 3.15) et contacter l'administrateur (Figure 3.16) Dans le contexte du suivi des patients, le médecin peut consulter la liste des patients qui lui ont envoyé leurs résultats pour valider (Figure 3.17).

Patient Name	Gender	Image	result	Confiance	Decision
Guitt bahia	female		DF	67%	
Guitt bahia	female		Melanoma	77%	  <button>Submit</button>
Guitt bahia	female		Melanoma	78%	  <button>Submit</button>

Figure 3.17 : Interface pour la validation des résultats.

3.4.3 Admin

L'administrateur peut visualiser le nombre total des médecins, le nombre des patients, et des statistiques concernant les diagnostiques comme le nombre des cas dans chaque classe. La Figure 3.18 montre un exemple de l'interface d'accueil pour la situation administrative.

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

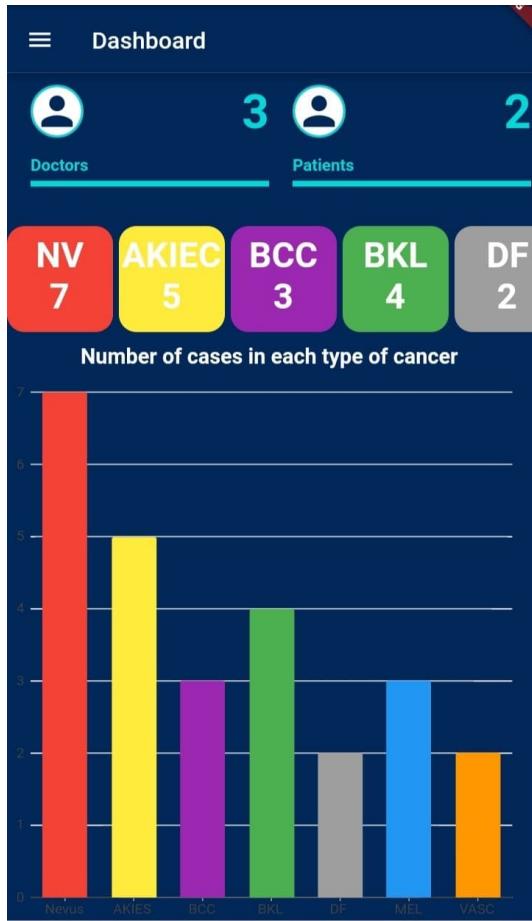


Figure 3.18 : Interface administrateur

(a) Doctors

Doctors				
Doctor Name	Specialty	Gender	Phone Number	Adress
Dr.Bougeda iham	Dermatology	female	0699885522	Maascar
Dr.boukhancha ikhlas	Dermatology	female	0533669955	maascar
Dr.Boumediene ikram	Dermatology	female	0566995533	tlarmcen

(b) Patients

Patients				
Patient Name	Gender	Phone Number	Adress	
Guitt bahia	female	0566669955	medea	
Yagoub fatima	female	0536988655	Mostaghanem	

(a)

(b)

Figure 3.19 : (a) Interface pour afficher tout les médecins du système (b) Interface pour afficher tout les patients du système

3.5 Choix techniques

Nous présentons les différents logiciels et bibliothèques utilisés pour la réalisation de notre système. Nous détaillons les outils utilisés pendant les différentes phases de réalisation de notre modèle.

- **Google Colab** un outil de Google simple et gratuit destiné à la réalisation des projets dans le domaine de science de données. Cet environnement permet l'édition et l'exécution du code ainsi que l'enregistrement et partage des résultats. Tout en permettant l'accès à de puissantes ressources informatiques, le tout gratuitement et simplement depuis le navigateur. Colaboratory ne nécessite aucune installation et s'exécute entièrement dans le cloud.[17]

Les spécifications du matériel de l'environnement :

- RAM : 12.72 Gb.
- Disque : 358.27 Gb.
- GPU : 1xNvidia Tesla T4.
- CPU : 1xIntel(R) Xeon(R) CPU @ 2.30GHz.



- **Flutter** est un framework développé par Google, le plus récent de tous dans le domaine du développement mobile. Ce framework est utilisé pour tout ce qui est interface utilisateur. Mais aujourd'hui Flutter se fait surtout connaître pour sa capacité à concevoir des applications natives multiplateforme pour Android et iOS (Windows/Mac/Linux sont également supportés) [15].



- **Dart** est un langage de programmation créé par Google. Il offre deux modes de fonctionnement. Le premier, nommé AOT (pour Ahead Of Time), permet de générer une application native pour chaque plateforme. Le code sera optimisé directement pour l'architecture sur laquelle il fonctionnera. Le deuxième mode de fonctionnement est dit JIT (Just-In-Time) et offre la fonctionnalité de Hot Reload lors des développements. L'idée du Hot Reload en Flutter est de corriger le problème de temps nécessaires entre chaque build en ne mettant plus que quelques millisecondes entre chaque modification. Le développement de son application est alors bien plus rapide. Outre ces deux modes, Dart est aussi très performant pour gérer l'allocation et le "garbage collector", c'est-à-dire l'élimination des objets en mémoire qui ne sont plus utilisés [9].



- **Keras** est une bibliothèque open source écrite en python. La bibliothèque Keras permet d'interagir avec les algorithmes de réseaux de neurones profonds et d'apprentissage automatique. Conçue pour permettre une expérimentation rapide avec les réseaux de neurones profonds, elle se concentre sur son ergonomie, sa modularité et ses capacités d'extension [21].



- **Firebase** est une plateforme mobile de Google qui facilite la création de back-end à la fois scalable et performant. Il s'agit d'une plateforme qui permet de développer rapidement des applications mobile et web. Elle contient des API intuitives regroupées dans un SDK unique. Ces API aide à gagner du temps, et permettent de réduire le nombre d'intégrations qui doit être gérée par le biais de l'application. Étant donné que Firebase utilise l'infrastructure de Google, la plateforme n'a aucun mal à s'adapter à l'évolution de l'application [14].



Nous avons résumé dans le tableau 3.1, les bibliothèques utilisées avec une description de chacune et son utilité dans l'implémentation de la solution. Ainsi que le lien du site officiel où il y en a plus de documentation.

TAB. 3.1 : Bibliothèques de calcul scientifique utilisées

Bibliothèque	Description	Utilité	Lien
Numpy	Bibliothèque open-source fondamentale du calcul scientifique avec Python	Algèbre linéaire, transformée de Fourier et les nombres aléatoires	https://www.numpy.org/
Sklearn	Bibliothèque de python d'apprentissage automatique open-source	Outils simples et efficaces pour l'exploration et l'analyse de données	https://scikit-learn.org
Matplotlib	Bibliothèque de Python de traçage 2D qui produit des images de qualité dans une variété de formats sur toutes les plateformes	Traçage des différents types de graphiques et affichage d'images	https://matplotlib.org/
Pandas	Bibliothèque de Python permettant la manipulation et l'analyse des données	propose des structures de données et des opérations de manipulation de tableaux numériques et de séries temporelles	https://pandas.pydata.org/

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les étapes de réalisation de notre système proposé pour le diagnostic du cancer de la peau. Ce système est basé essentiellement sur les techniques d'apprentissage profond pour aider la détection de cette maladie. Ceci permet de faciliter le diagnostic précoce du cancer de la peau afin de permettre aux médecins de proposer un traitement efficace.

Nous avons détaillé les étapes suivies pour le système automatisé de diagnostic du cancer de la peau. Ensuite, nous avons mis l'accent sur les besoins fonctionnels et les besoins non fonctionnels pour notre système. Après, nous avons expliqué ces besoins en détaillant le fonctionnement général du système avec ses composants dédiés aux utilisateurs (un patient, un médecin et un administrateur), et en définissant les outils utilisés dans toutes les étapes de réalisation.

En plus, nous avons expliqué la conception de notre système, où nous avons signalé les acteurs principaux avec leurs fonctionnalités. D'abord, nous avons donné une vue globale

Chapitre 3. Mise en oeuvre d'un système de diagnostique du cancer de la peau

de notre système. Nous avons présenté le diagramme de cas d'utilisation où nous avons cité les acteurs principaux : le patient, le médecin, l'administrateur et un diagramme d'activité. De plus nous avons signalé les fonctionnalités fournies par notre système pour chacun de ces acteurs. Ensuite, nous avons expliqué le diagramme de classe qui représente les différentes relations entre ces acteurs et les fonctions réalisées par eux. Par la suite, nous avons expliqué les fonctionnements de système en utilisant des diagrammes de séquence.

Après, nous avons présenté les composants du système. Une application mobile avec trois interfaces, une pour le patient qui lui permet de : lancer un diagnostic pour obtenir des résultats basés sur le modèle d'apprentissage profond, consulter l'historique de ses consultations et envoyer le résultat obtenu au médecin pour la validation.

Une autre interface pour un médecin afin d'aider à approuver le résultat du diagnostic obtenu par le système des patients. Une dernière interface pour l'administrateur de système pour permettre suivre l'application en consultant les statistiques. Enfin nous avons parlé sur les outils de travail en justifiant nos choix technique.

Conclusion et perspectives

Conclusion et perspectives

Le travail réalisé dans le cadre de notre projet de fin d'études consistait principalement à élaborer un système de diagnostique du cancer de la peau permettant de classifier des images cutanées. La composante d'identification est basée sur des techniques d'apprentissage profond.

En particulier, nous avons suivi une démarche composée de quatre étapes. La première étape consiste en une étude de l'existant concernant différents aspects de notre projet. Nous avons commencé notre travail en relevant les architectures à base d'apprentissage profond qui traitent la classification dans les systèmes de diagnostique du cancer de la peau. Nous avons enfin mis en avant les difficultés relevées pour développer ce type d'architectures dans le domaine médical.

La deuxième étape était dédiée à la présentation de l'architecture proposée. Nous avons d'abord présenté la méthode proposée portant sur la classification des images de cancer de la peau. Cette approche a permis de récupérer de bonnes représentations sur les images données en entrée pour bien prédire la classe de l'image. Cette architecture a fait par la suite l'objet d'une évaluation expérimentale suivie d'une discussion des résultats obtenus. D'après les résultats obtenus, nous avons validé l'apprentissage par transfert dans le cas de classification d'images cutanées. Enfin, les résultats obtenus sont très satisfaisants aussi bien sur d'autres ensembles de données.

L'approche ainsi élaborée a été par la suite intégrée au système de diagnostique développé. Nous avons en particulier présenté toutes les étapes permettant la conception du système. Nous avons également décrit l'environnement de travail, matériel et logiciel, à travers lequel nous avons développé notre système. Nous avons terminé cette phase par une description globale du système ainsi produit et des différentes fonctionnalités fournies. Pour le diagnostic d'un patient, nous avons développé une application mobile qui permet la classification automatique des images de la peau qu'un patient pourra introduire. Nous avons aussi proposé une interface aidant les médecins à suivre la situation de leurs patients de manière à valider les images qui leurs sont envoyées. En fait, un médecin sera sollicité uniquement sur demande du patient afin de donner son avis sur le résultat retourné par le modèle.

Au terme de notre projet, nous avons obtenu plusieurs avancées dont :

- Détection plus rapide et moins coûteuse du cancer de la peau pour un patient à l'aide de modèles déployés au niveau de l'application mobile.
- Possibilité pour le patient de valider le résultat du diagnostic en l'envoyant à un médecin expert.
- Facilitation des activités quotidiennes des médecins en automatisant la méthode classique de traitement.

A partir des enseignements tirés de notre projet, nous avons dressé quelques améliorations possibles sous forme de perspectives pour des travaux futurs. Nous citons en particulier :

Conclusion et perspectives

- 1 Introduire les mécanismes d'attention sur notre architecture pour se focaliser sur la zone la plus importante de l'image et avoir plus de précision.
- 2 Entrainer notre model sur un grand ensemble de données.
- 3 Intégrer le modèle dans un serveur d'inférence pour avoir la possibilité d'optimiser le modèle (déployer des modèles dans l'application mobile).
- 4 offrir des fonctionnalités après le diagnostique : gestion de rendez-vous, proposition des médicaments selon l'état du patient, localisations des dermatologues.

Bibliographie

- [2] Philippe ABIMELEC. “Cancer de la peau (Carcinomes)”. In : ().
- [3] Marwan Ali ALBAHAR. “Skin lesion classification using convolutional neural network with novel regularizer”. In : *IEEE Access* 7 (2019), p. 38306-38313.
- [12] R DERAEMAECKER. “Les carcinomes cutanés”. In : *Thérapeutique du cancer*. Springer, 2011, p. 685-708.
- [13] Thomas L DIEPGEN et V MAHLER. “The epidemiology of skin cancer”. In : *British Journal of Dermatology* 146 (2002), p. 1-6.
- [16] Fredrik GEORGSSON. “Tor-BjörnHolmström”. Thèse de doct. Master Thesis in Computing Science “A Survey et Evaluation of Features for ...”, 2005.
- [26] Robyn LUCAS et al. *Solar ultraviolet radiation : global burden of disease from solar ultraviolet radiation*. World Health Organization, 2006.
- [27] Adeline PERRINAUD. “Carcinomes épidermoïdes (ou spinocellulaires)”. In : *La Presse Médicale* 37.10 (2008), p. 1485-1489.
- [28] PHUNG et RHEE. “A High-Accuracy Model Average Ensemble of Convolutional Neural Networks for Classification of Cloud Image Patches on Small Datasets”. In : *Applied Sciences* 9 (oct. 2019), p. 4500.
- [30] Venura SAMARASINGHE et Vishal MADAN. “Nonmelanoma skin cancer”. In : *Journal of cutaneous and aesthetic surgery* 5.1 (2012), p. 3.
- [32] Mariam A SHEHA, Mai S MABROUK et Amr SHARAWY. “Automatic detection of melanoma skin cancer using texture analysis”. In : *International Journal of Computer Applications* 42.20 (2012), p. 22-26.

Webographie

- [1] *A Layman's Guide to Deep Convolutional Neural Networks / by Jojo John Moolayil / Towards Data Science.* fr. URL : <https://towardsdatascience.com/a-laymans-guide-to-deep-convolutional-neural-networks-7e937628605f/>.
- [4] *Anatomie fonctionnelle de la peau -.* fr. URL : <https://microbiologiemedicale.fr/peau-anatomie/>.
- [5] *Caractéristiques des images.* fr. URL : <https://www.rncan.gc.ca/cartes-outils-publications/imagerie-satellite-photos-aer/tutoriels-sur-la-teledetection/introduction/caracteristiques-des-images/14642/>.
- [6] CIRCUIT. *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* en. URL : <https://www.photowizi.com/enlever-bruit-photo/> (visité le 29/05/2013).
- [7] Philippe CIUCIU. *Introduction à L'imagerie Biomédicale.* fr. URL : <https://slideplayer.fr/slide/1645867/>.
- [8] *Comment se passe une échographie pelvienne ? : tout savoir - Top Santé.* fr. URL : <https://www.topsante.com/medecine/examens-medicaux/comment-se-passe-une-echographie-pelvienne/>.
- [9] *Dart programming language.* fr. URL : <https://dart.dev/>.
- [10] *Deep learning : les réseaux de neurones convolutifs pour la classification d'images médicales.* fr. URL : <https://www.imaios.com/fr/Societe/blog/Classification-des-images-medicales-comprendre-le-reseau-de-neurones-convolutifs-CNN/>.
- [11] *Deep learning : les réseaux de neurones convolutifs pour la classification d'images médicales.* fr. URL : <https://www.imaios.com/fr/Societe/blog/Classification-des-images-medicales-comprendre-le-reseau-de-neurones-convolutifs-CNN/>.
- [14] *Firebase.* fr. URL : <https://firebase.google.com/>.
- [15] *Flutter / Flutter documentation.* fr. URL : <https://flutter.dev/docs>.
- [17] *Google Colaboratory.* fr. URL : https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb?utm_source=scs-index#recent=true.
- [18] HERVÉ. *Le mythe de la résolution de 72 dpi pour les images web.* fr. URL : <https://www.luzphotos.com/logiciels/resolution-image-web/>.
- [19] *Imagerie médicale.* fr. URL : [https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie_sommaire.htm/](https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie_sommaire.htm).

- [20] *IRM / Centre de radiologie Sud Rhône Imagerie.* fr. URL : <https://www.sud-rhone-imagerie.fr/examens/irm/>.
- [21] *Keras : the Python deep learning API.* en. URL : <https://keras.io/>.
- [22] *La cellule de Langerhans.* fr. URL : <https://biologiedelapeau.fr/spip.php?article11/>.
- [23] *La radiographie.* fr. URL : https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels.
- [24] *La structure de la peau - Noviderm Belgique.* fr. URL : <https://www.noviderm.com/fr-fr/information/13563/la-structure-de-la-peau/>.
- [25] *Le rôle et la structure de la peau.* fr. URL : [https://www.doctissimo.fr/html/dossiers/peau_boutons/sa_3884_peau.htm/](https://www.doctissimo.fr/html/dossiers/peau_boutons/sa_3884_peau.htm).
- [29] *Réseau de neurones artificiels.* fr. URL : <http://rayons-x-imagerie-medicale.emonsite.com/pages/cat-2/la-radiographie.html>.
- [31] *Scanner médical au cabinet de radiologie d'Obernai en Alsace.* fr. URL : <https://www.radiologie-piemont.com/scanner/>.
- [33] *TensorFlow - Apprentissage de Perceptron multicouche.* fr. URL : <https://www.hebergevementwebs.com/tutoriel-tensorflow/tensorflow-apprentissage-de-perceptron-multicouche/>.
- [34] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* en. URL : <https://www.pfl-cepia.inra.fr/index.php?page=tutoImg-images-couleurs/>.
- [35] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* en. URL : <https://www.pfl-cepia.inra.fr/index.php?page=tutoImg-niveaux-de-gris/>.
- [36] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* URL : <https://www.futura-sciences.com/sante/questions-reponses/cancer-peau-difference-carcinome-melanome-14892/>.
- [37] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* URL : <https://sante.journaldesfemmes.fr/fiches-maladies/2614543-carcinome-definition-symptomes-causes-traitements/>.
- [38] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* URL : <https://www.msdmanuals.com/fr/professional/troubles-dermatologiques/cancers-cutan%C3%A9es/carcinome-basocellulaire>.
- [39] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* URL : <https://nuage1962.wordpress.com/tag/carcinome-epidermoide/>.
- [40] *Using Route Optimization To Cut Delivery Costs.* URL : <https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9lanome>.