République Algérienne Démocratique et populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de Technologie

Département de Génie des Procédés et Environnement

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie des Procédés

Spécialité : Génie des Procédés Pharmacetique

THEME :

Utilisation de l'AlexNet en Apprentissage par Transfert pour la Classification des Images de Cancer de la Peau et Développement d'une Application de Diagnostic

Proposé et dirigé par:

- Pr. KHAOUANE LATIFA
- Dr. KHAOUANE AFFAF

Présenté par:

- AISSA DILMI ABDELOUAHAB
- ZIANE MAMMAR HOUCINE

Promotion 2024-2025

Dédicaces

Je tiens à dédier ce projet de fin d'études à plusieurs personnes qui ont joué un rôle significatif dans sa réalisation.

Tout d'abord, ma profonde gratitude va à Allah, pour la force et le courage qu'Il m'a accordés.

Je remercie également ma famille, mes proches et mes amis, qui m'ont soutenu(e) et encouragé(e) tout au long de cette aventure. Leur présence et leurs encouragements ont été une source de motivation inestimable.

Je souhaite adresser une dédicace toute particulière à Madame la **Professeure KHAOUANE LATIFA**, enseignante à l'Université de Médéa, ainsi qu'à Madame la **Docteure KHAOUANE AFFAF**. Leur rôle a été crucial pour la réussite de ce projet. Leurs expertises, conseils avisés, soutien indéfectible et disponibilité ont été essentiels à cette réalisation.

Je leur suis profondément reconnaissant(e) pour leurs précieuses contributions.

Enfin, cette dédicace est une humble expression de reconnaissance envers toutes les personnes qui ont généreusement contribué à la concrétisation de ce projet.

Houcine

Avec la grâce **d'Allah**, le Tout-Puissant, le Premier,

Je dédie ce modeste travail à mes chers parents, source d'amour, de force et de patience, qui ont toujours été ma première motivation. À ma tendre mère, lumière de ma vie, et à mon père généreux, qui a cultivé en moi l'ambition et la persévérance.

À mes frères et sœurs, toujours présents pour me soutenir et m'encourager.

À mes professeurs respectés, notamment Madame la Professeure **KHAOUANE LATIFA** et Madame la Docteure **KHAOUANE AFFAF**, pour leur savoir, leurs conseils avisés et leur soutien indéfectible, qui ont été essentiels à la réussite de ce projet.

À mes amis, en particulier mon collègue et partenaire de travail, pour leur précieux soutien.

Enfin, à tous ceux qui ont cru en moi, même par un simple mot d'encouragement, merci du fond du cœur.

Ce travail est le fruit d'un effort collectif et d'une sincère gratitude. J'espère qu'il sera à la hauteur de vos attentes.

ABDELOUHAB

Remerciment

Au nom d'Allah, le Tout Miséricordieux, le Très Miséricordieux.

Nous rendons grâce à Dieu, source de toute réussite, pour nous avoir accordé la force, la patience et la persévérance qui ont guidé chacun de nos pas jusqu'à l'achèvement de ce travail.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, nous ont accompagnés, soutenus et encouragés tout au long de cette aventure académique.

Nos remerciements les plus sincères vont à nos encadrantes :

- **Madame la Professeure KHAOUANE LATIFA**, dont la bienveillance, les conseils éclairés et le suivi rigoureux ont été d'un apport inestimable à notre démarche.
- **Madame la Docteure KHAOUANE AFFAF**, pour sa générosité, sa patience et ses recommandations toujours pertinentes, qui ont grandement enrichi notre réflexion et affiné notre travail.

Nous adressons également nos remerciements les plus respectueux aux membres du jury pour avoir accepté d'évaluer ce mémoire et pour leurs remarques constructives, qui ne manqueront pas d'ouvrir de nouvelles perspectives à notre recherche.

Notre reconnaissance va également à l'ensemble de nos enseignants, qui nous ont transmis, au fil des années, non seulement leur savoir, mais aussi leur passion du métier.

À nos familles, nos amis et nos camarades, qui ont su, dans les moments de doute comme dans les instants de joie, nous entourer de leur affection et de leur soutien inconditionnel — un immense merci.

Ce mémoire est avant tout le fruit d'un travail d'équipe, fondé sur la confiance, l'entraide et un enthousiasme commun. À toutes celles et ceux qui ont, d'une manière ou d'une autre, contribué à cette réalisation :

Merci du fond du cœur.

الملخص:

تحتوي الصور الطبية الجلدية على معلومات غنية تتيح التمييز بين الآفات الحميدة والخبيثة. ونظرًا للصعوبات المرتبطة بإجراء الخزعات في العديد من الحالات – سواء لأسباب طبية أو لوجستية – اعتمد الأطباء والمتخصصون هذه المقاربة غير التداخلية كبديل واعد للتشخيص الأولي.

يندرج هذا المشروع ضمن هذا السياق، إذ يهدف إلى تطوير نظام ذكي قادر على مساعدة المهنيين في القطاع الصحي في تشخيص سرطان الجلد انطلاقًا من الصور الطبية، بالاعتماد على تقنيات الذكاء الاصطناعي، وبشكل خاص التعلم العميق. وقد تم اختيار بنية AlexNet نظرًا لفعاليتها المثبتة في تصنيف الصور في المجال الطبي.

وقد أظهر النموذج المطوّر قدرة ملحوظة على التمييز بين الآفات الحميدة والخبيثة، محققًا دقة بلغت 93.75٪ وقيمة AUC تساوي 0.94965. وتُبرز هذه النتائج كفاءة النموذج، وتفتح آفاقًا نحو أدوات تشخيصية أكثر ذكاءً وسرعة وأقل تداخلاً.

الكلمات المفتاحية :سرطان الجلد، الشبكات العصبية الالتفافية، AlexNet، MATLAB، التشخيص الطبي.

Résumé :

Les images médicales de la peau contiennent des informations riches permettant de distinguer entre les lésions bénignes et malignes. En raison des difficultés liées à la réalisation de biopsies dans de nombreux cas – pour des raisons médicales ou logistiques – les médecins et spécialistes ont adopté cette approche non invasive comme alternative prometteuse pour un diagnostic préliminaire.

C’est dans ce contexte que s’inscrit ce projet, dont l’objectif est de développer un système intelligent capable d’assister les professionnels de santé dans le diagnostic du cancer de la peau à partir d’images médicales, en s’appuyant sur les techniques d’intelligence artificielle, et plus précisément sur l’apprentissage profond. L’architecture AlexNet a été choisie pour son efficacité démontrée dans le domaine de la classification d’images en milieu médical.

Le modèle développé a montré une capacité remarquable à différencier les lésions bénignes des lésions malignes, atteignant une précision de 93,75 % et une AUC de 0,94965. Ces résultats témoignent de sa performance et ouvrent la voie à des outils de diagnostic plus intelligents, rapides et non invasifs.

Mots clés : Cancer de la peau, Réseaux de neurones convolutifs, AlexNet, MATLAB, Diagnostic médical.

Abstract

This thesis explores the application of AlexNet, a convolutional neural network architecture, within the framework of deep learning for the classification of medical images related to skin cancer. The main objective is to design an intelligent system capable of assisting healthcare professionals in diagnosing skin cancer from dermatological images, by leveraging advances in artificial intelligence.

The experiments conducted show that the developed model achieves an accuracy of 93.75% and an AUC value of 0.94965, indicating high performance in distinguishing between benign and malignant lesions. An application was also developed using MATLAB, allowing users to import skin images and receive an immediate diagnosis.

The results highlight the growing relevance of artificial intelligence in optimizing diagnostic tools, by improving both the speed and reliability of medical examinations. This work thus emphasizes the potential of such solutions in clinical settings to enhance the quality of care and reduce human errors.

Keywords: Skin cancer, Convolutional Neural Networks, AlexNet, MATLAB, Medical Diagnosis.

Table des Matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

Introduction générale 1

Chapitre I : Généralités sur le cancer

I.1. Définition de cancer 4

I.2. Les types 4

I.2.1 L'organe 4

I.2.2. La nature 4

I.2.2.1. Les carcinomes 4

I.2.2.2. Les sarcomes 5

I.2.2.3. Les cancers hématopoïétiques ou hématologiques 5

I.3. Les facteurs de risque de cancer 5

I.3.1. Les facteurs externes 5

I.3.2. Les facteurs internes 5

I.4. Les symptomes 6

I.5. Le traitement 7

I.5.1. Objectif 7

I.5.2. Le choix 7

I.5.3. Les types 8

I.5.3.1. La chirurgie 8

I.5.3.2. La chimiothérapie 8

I.5.3.3. La radiothérapie 9

I.5.3.4. Les thérapies ciblées 10

I.5.3.5. L'hormonothérapie 10

I.5.3.6. L'immunothérapie 10

I.6. Conclusion : 11

Chapitre II : Cancer de la peau

II.1. Introduction 13

II.2. Définition du terme "Peau" 13

II.3. Composants de la peau 14

II.3.1 L'épiderme 14
II.3.2 Derme 15
II.3.3 hypodermes 16
II.4 Maladies cutanées non cancéreuses 16
II.4.1 Psoriasis 16
II.4.2 Eczéma 16
II.4.3 Lupus érythémateux disséminé 17
II.5 Cancer de la peau 17
II.6 Les causes 18
II.7. Type de cancer de la peau 19
II.7.1 Carcinome basocellulaire (Carcinome basocellulaire CBC) 19
II.7.2 Carcinome épidermoïde (Squamous-Cell Carcinoma SCC) 19
II.7.3 Mélanome 20
II.8 Les stades 21
II.9 Les symptômes 21
II.10 Comment repérer un cancer de la peau 22
II.11 Diagnostique 22
II.12. Dépistage du mélanome 23
II.13. Techniques d'imagerie du cancer de la peau 23
II.14 Conclusion 25
Chapitre III : Applications et avancées récentes de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de la médecine
III.1. Introduction 27
III.2. Définition d'intelligence artificielle 27
III.2.1. Le machine learning et le deep learning 28
III.2.2. Histoire de l'intelligence artificielle 29
III.3. Applications de l'intelligence artificielle dans le diagnostic médical 30
III.3.1 Utilisation de l'IA pour la détection des maladies 30
III.3.2 Exemples de systèmes d'IA en usage clinique 30
III.4.1. Définition d'imagerie médicale 31
III.4.2 Les types d'imagerie médicale 31
II.4.2.1. Les rayons X 31
III.4.2.2 La Tomodensitométrie (scanner) 34
III.4.2.3 L'échographie 34
III.4.2.4. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) 35
III.4.2.5 Scintigraphie 36

III.4.2.6 Endoscopie 37
III.5. L'intérêt de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de la médecine 37
III.5.1. Diagnostic précoce et précis 37
III.5.2. Traitement personnalisé 38
III.5.3. Recherche médicale : 38
III.5.4. Imagerie médicale 39
III.5.5. Prévention des maladies 39
III.5.6. Optimisation des opérations hospitalières : 39
III.6. Conclusion 40

Chapitre IV : Réseaux de neurones Convolutionnels (CNN)

IV.1. Introduction 42
IV.2. Définition CNN 42
IV.3. Historique CNN 42
IV.4. Architecture CNN 44
IV.5. Les couches de CNN : 44
IV.5.1. Couche de convolution (CONV) 44
IV.5.2. Couche de pooling (POOL) 47
IV.5.3. Couches de correction (RELU) 48
IV.5.4. Couches entièrement connectée (FC) 49
IV.5.5. Couches de perte (LOSS) 49
IV.6. Fonction d'activation 50
IV.7. Les avantages et les inconvénients d'un CNN 51
IV.7.1. Avantages de CNN 51
IV.7.2. Inconvénients de CNN 51
IV.8. Paramètre des CNN 52
IV.9. L'optimisation et les hyperparamètres d'un CNN 52
IV.9.1. Taux d'apprentissage (Learning Rate) 53
IV.9.2. Nombre et taille des filtres 53
IV.9.3. Choix de l'optimiseur 53
IV.9.4. Techniques d'amélioration de la robustesse 53
IV.10. Exemples de CNN et transfert d'apprentissage 54
IV.10.1. LeNet-5 54
IV.10.2. Alex Net 54
IV.10.3. VGG Net 57
IV.10.4. Google Net 57

IV.10.5. Res Net 58
IV.11. Transfert Learning (apprentissage par transfert) 59
IV.11.1. Concept essentiel de l'apprentissage profond 59
IV.11.2. Méthodes de transfert d'apprentissage 59
IV.11.3. Types d'apprentissage 60
IV.11.4. Les avantages de l'apprentissage par transfert dans le domaine médical 61
IV.12. Conclusion 62
Chapitre V : Utilisation d'un CNN pour la Prédiction de Cancer de Peau et Développement d'une Application de Diagnostic
V.1. Introduction 64
V.2. Procédure de développement du modèle de classification 64
V.2.1. Collecte des données 65
V.2.2. Division de la base de données 66
V.2.3. Entrainement du modèle 67
V.2.4. Evaluation du modèle 68
V.3. Résultats et discussion 69
V.4. Développement de l'application de diagnostic 72
V.4.1. Technique de développement 73
V.4.2. Impact et avantages 73
V.4.3. Mécanisme de fonctionnement de l'application de classification des images du cancer de la peau 73
V.5. Conclusion 76
Conclusion générale 78
Référence : 81

Liste des figuiers

Figure I.1 : Schémas des techniques de Curiethérapie, Radiothérapie métabolique……... 9
Figure II.2 : Composants de la peau…… 14
Figure II.3 : L'épiderme et les couches de derme dans la peau humaine avec des cellules……. 15
Figure II.4: Image de la maladie du psoriasis…….. 16
Figure II.5: Image de la maladie de l'eczéma…….. 16
Figure II.6: Image de la maladie du lupus érythémateux disséminé……... 17
Figure II.7 : Image de cancer de la peau. Source (basse de donne)……. 18
Figure II.8 : Type de cancer - Carcinome basocellulaire (CBC)……. 19
Figure II.9 : Type de cancer - Carcinome épidermoïde (SCC)…… 20
Figure II.10 : Type de cancer – Mélanome…….. 20
Figure II.11 : méthode ABCDE pour mélanome……. 22
Figure III.1: machine learning et deep learning……... 28
Figure III.2: Frise chronologique de l'IA……. 29
Figure III.3: Exemple d'imagerie médicale……. 31
Figure III.4: Imagerie médicale de type rayon x…… 32
Figure III.5: image Mammographie…… 33
Figure III.6: imagerie par Scanner……... 34
Figure III.7: Image d'échographie……... 35
Figure III.8: Image de IRM de cerveau……... 36
Figure III.9: Exemple d'Image de scintigraphie……... 37
Figure III.10: image d'endoscopie de colon…… 37
Figure IV.1: Architecture d'un réseau de neurones à convolution…….. 44
Figure IV.2: Exemple sur l'opération de convolution……. 45
Figure IV.3: Pooling moyen…… 46
Figure IV.4: Pooling maximale……... 48
Figure IV.5: allure de la fonction ReLU…….. 49
Figure IV.6: Couche entièrement connectée (FC)……... 49
Figure IV.7: Fonction soft max……... 50
Figure IV.8: Padding de 2 autour d'une image de taille 32×32…….. 50
Figure IV.9: LeNet-5 Architecture…….. 53
Figure IV.10: Architecture Alex Net……... 55
Figure IV.11: structure de VGG…….. 57
Figure IV.12: Architecture de Google Net…….. 58
Figure IV.13: Architecture un bloc de ResNet…… 59
Figure IV.14: Apprentissage machine traditionnel vs transfert d'apprentissage……. 60
Figure IV.15: Différentes types d'apprentissage……. 62
Figure V.1. Organigramme de la procédure suivie…….. 66
Figure V.2. Échantillon d'images prise de notre base de données : (a) cancéreuses…….. 67
Figure V.3. Matrice de confusion de l'ensemble de validation……... 71
Figure V.4. La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)……... 72
Figure V.5. Histogramme des paramètres statistiques……. 72
Figure V.6. Image utilisée pour le lancement de l'application…… 75
Figure V.7. Interface de l'application…….. 76
Figure V.8. Image de l'apparition du diagnostic……. 77

Liste des tableaux

Tableau III.1: les avantages et les inconvénients de la radiographie……... 32
Tableau III.2: les avantages et les inconvénients de la mammographie……..... 33
Tableau III.3: les avantages et les inconvénients du Scanner…….. 34
Tableau III.4: les avantages et les inconvénients d'échographie……..... 35
Tableau III.5: Les avantages et inconvénients d'IRM……..... 36
Tableau III.6: Les Avantages et Les inconvénients de scintigraphie……..... 37
Tabule IV.1: comparatif des fonctions d'activation……..... 51
Tabule IV.2: Paramètres dans Alex Net……..... 56
Tableau V.1. Les 25 couches du modèle AlexNet modifiées……..... 68

Liste des abbreviation

ABCDE : Asymétrie, Bordure, Couleur, Diamètre, Évolution

AE : Autoencoder

AUC : Area Under the Curve

CBC : Carcinome Basocellulaire

CNN : Convolutional Neural Network

DL : Deep Learning

DNN : Deep Neural Network

ECG : Électrocardiogramme

F1-score : F1 Score

FC : Fully Connected

FN : False Negatives

FP : False Positives

FPR : False Positive Rate

GAN : Generative Adversarial Network

GPU : Graphics Processing Unit

IA : Intelligence Artificielle

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

ISIC : International Skin Imaging Collaboration

MATLAB : Matrix Laboratory

ML : Machine Learning

MSE : Mean Squared Error

OCT : Tomographie par Cohérence Optique

RBM : Restricted Boltzmann Machine

RNN : Recurrent Neural Network

ROC : Receiver Operating Characteristic

ReLU : Rectified Linear Unit

SCC : Carcinome Épidermoïde

TDM : Tomodensitométrie

TN : True Negatives

TP : True Positives

TPR : True Positive Rate

UI : User Interface

VGG : Visual Geometry Group

Introduction générale

Introduction générale

Le cancer de la peau constitue l'une des formes les plus répandues de cancer dans le monde. Sa détection précoce est cruciale, car elle augmente considérablement les chances de traitement et de survie. Cependant, malgré les progrès réalisés dans le domaine médical, le diagnostic du cancer de la peau repose encore largement sur l'expertise du clinicien, à travers l'observation visuelle des lésions cutanées à l'aide de méthodes comme la dermoscopie. Cette approche peut parfois entraîner des erreurs de diagnostic dues à la subjectivité humaine, notamment dans les premiers stades de la maladie, où les différences entre lésions bénignes et malignes peuvent être minimes. [1]

Ces dernières années, l'intelligence artificielle (IA) a connu un essor remarquable dans de nombreux domaines, notamment celui de la santé. En particulier, les techniques d'apprentissage profond (deep learning), et plus précisément les réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks CNN), se sont révélés très efficaces pour l'analyse d'images médicales. Grâce à leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques complexes à partir de données visuelles, ces modèles permettent une classification fiable et rapide, souvent comparable, voire supérieure, à celle des spécialistes. [20]

Cependant, malgré les avancées en imagerie médicale, le diagnostic du cancer de la peau repose encore largement sur l'expertise du clinicien, ce qui peut entraîner des erreurs d'interprétation, notamment dans les stades précoces de la maladie. Face à cette limite, comment concevoir un système automatisé, fiable et accessible, capable d'assister efficacement les professionnels de santé dans la classification des lésions cutanées, tout en assurant une interprétation rapide et précise des images dermatologiques ?

Dans ce contexte, notre projet de fin d'études vise à développer un modèle de classification automatique des images dermatologiques basé sur l'apprentissage profond, en utilisant l'architecture AlexNet, et à intégrer ce modèle dans une application conviviale destinée à l'aide au diagnostic. Cette solution numérique permettra aux professionnels de la santé d'importer une image de lésion cutanée et d'obtenir une prédiction immédiate sur la nature bénigne ou maligne de cette lésion.

Pour mener à bien ce projet, nous avons structuré notre mémoire autour des chapitres suivants :

- **Le premier chapitre** sera consacré à la présentation générale du cancer, ses types, ses causes, ses symptômes et les principales méthodes de traitement.
- **Le deuxième chapitre** relatera une étude spécifique du cancer de la peau, ses formes, moyens de détection, diagnostic et traitement, ainsi qu'un aperçu des techniques d'imagerie utilisées.
- **Le troisième chapitre** introduira l'intelligence artificielle et de ses différentes applications, notamment dans le domaine médical.
- **Le quatrième chapitre** portera sur les concepts de l'apprentissage profond, à l'architecture des réseaux CNN, et à la technique de transfert d'apprentissage, avec des exemples comme Alex Net.
- **Enfin, le cinquième chapitre** présentera et analysera les résultats obtenus, évaluera la performance du modèle à l'aide de métriques classiques (accuracy, AUC, etc.), et décrira le développement de l'application finale destinée à l'assistance au diagnostic.

Chapitre I

Généralités sur le cancer

I.1. Définition de cancer

Le cancer est une maladie résultant de la transformation de cellules normales en cellules anormales qui se multiplient de manière excessive. Ces cellules dérégulées finissent par former une masse appelée tumeur maligne. Les cellules cancéreuses ont tendance à envahir les tissus environnants et à se détacher de la tumeur. [1]

Selon l'OMS, le cancer est un terme générique qui désigne un vaste ensemble de maladies pouvant affecter n'importe quelle partie de l'organisme. On évoque également les tumeurs malignes et les néoplasmes. Une caractéristique fondamentale du cancer est la multiplication rapide de cellules anormales dont la croissance est atypique, ce qui leur permet d'envahir les tissus voisins et de migrer vers d'autres organes, un phénomène connu sous le nom de métastases. La présence de métastases étendues est la principale cause de décès liés au cancer. [2]

I.2. Les types

Chaque organe et chaque type de cellule peut être à l'origine d'une tumeur cancéreuse donc les types de cancer sont classés selon :

I.2.1 L'organe

Cancer de peau, cancer du sein, cancer de la prostate, cancer de la colorectale (gros intestin) …etc.

I.2.2. La nature

Il n'existe pas moins de 200 types de cancers différents. On peut les répartir en 3 grandes catégories :

I.2.2.1. Les carcinomes

Les carcinomes se forment à partir des cellules épithéliales, qui constituent le tissu recouvrant les surfaces internes (organes) et externes (comme l'épiderme). Parmi cette catégorie, on distingue les adénocarcinomes, qui se développent à partir des cellules épithéliales des glandes, telles que celles du sein et de la prostate. [3]

I.2.2.2. Les sarcomes

Les sarcomes proviennent de tissus de soutien, comme les os, la graisse ou les muscles. On y trouve des ostéosarcomes (sarcomes des os), des liposarcomes (sarcomes des tissus adipeux) et des rhabdomyosarcomes (sarcomes des muscles striés). [3]

I.2.2.3. Les cancers hématopoïétiques ou hématologiques

Ces cancers se développent dans la moelle osseuse, où sont produites les cellules sanguines (globules rouges, globules blancs et plaquettes) ainsi que leurs précurseurs. Ils peuvent également apparaître dans d'autres organes lymphoïdes, comme le thymus, les ganglions lymphatiques, la rate et les amygdales. Les cancers hématologiques se divisent en trois familles : les leucémies, les myélomes et les lymphomes. [3]

I.3. Les facteurs de risque de cancer

Le développement d'un cancer est rarement attribuable à une seule cause. Il résulte d'une combinaison de facteurs, qui peuvent interagir entre eux. Plusieurs de ces facteurs, externes et internes, ont été identifiés.

I.3.1. Les facteurs externes

Les facteurs externes sont liés à l'environnement (rayonnements, virus, produits chimiques) ou au mode de vie (tabac, alcool, alimentation). Des preuves montrent que les agressions répétées de l'ADN des cellules par certains produits chimiques, comme ceux présents dans le tabac, ou par des rayonnements d'origine nucléaire ou solaire, favorisent l'apparition de cellules cancéreuses. [4]

I.3.2. Les facteurs internes

Parmi les facteurs internes, on peut citer l'âge et l'hérédité.

Le vieillissement joue un rôle crucial dans le développement du cancer. Bien que la maladie puisse survenir à tout âge, elle est beaucoup plus fréquente chez les personnes de plus de 60 ans. Cela est dû à l'accumulation des agressions externes subies par les cellules et probablement à une diminution de l'efficacité des mécanismes de réparation de l'ADN chez les personnes âgées.

L'hérédité peut également influencer le risque de cancer. Certaines personnes sont plus susceptibles de développer la maladie en raison de mutations génétiques héritées de leurs parents, présentes dès

la naissance dans toutes leurs cellules. Dans ces cas, il semblerait que les cellules aient déjà franchi plusieurs étapes menant à la cancérisation, ce qui nécessite moins de mutations acquises ultérieurement pour déclencher le processus.[4]

I.4. Les symptomes

Au départ, le cancer se manifeste par une petite masse de cellules et ne provoque aucun symptôme. À mesure qu'il progresse, il peut affecter les tissus voisins. De plus, certains cancers produisent des substances ou déclenchent des réactions immunitaires, engendrant des symptômes dans d'autres parties du corps, éloignées de la tumeur (syndromes paranéoplasiques).[5]

- **La douleur** : Ce symptôme est fréquent dans de nombreux cancers et peut précéder certains types. Elle peut varier d'un léger malaise à une douleur intense, signalant une invasion néoplasique.[5]
- **Saignement** : Le cancer peut se manifester par un léger gonflement dû à la fragilité des vaisseaux, qui évolue ensuite en prolifération et en invasion des tissus environnants, entraînant des hémorragies pouvant être massives ou mortelles selon la localisation.[6]
- **Caillots de sang** : Certains cancers induisent une coagulation excessive, créant des caillots qui peuvent migrer vers les poumons, entraînant potentiellement la mort, en particulier chez les patients atteints de tumeurs pancréatiques, pulmonaires ou cérébrales.[7]
- **Perte de poids et fatigue** : Les patients atteints de cancer souffrent souvent de perte de poids, de fatigue et d'une détérioration de leur état au fur et à mesure de l'évolution de la maladie. D'autres peuvent développer des allergies alimentaires ou de la malnutrition, entraînant fatigue et difficultés respiratoires.[5]
- **Gonflement des ganglions lymphatiques** : Le cancer peut toucher les ganglions lymphatiques voisins, entraînant leur augmentation de volume et souvent de l'inconfort. Ces ganglions peuvent être mobiles ou adhérents aux tissus environnants.[5]
- **Symptômes neurologiques et musculaires** : L'infiltration des fibres nerveuses ou du tissu épidermique par le cancer peut provoquer des symptômes neurologiques et musculaires, tels que douleurs, faiblesse et hypersensibilité, contribuant aux syndromes paranéoplasiques.[5]
- **Symptômes respiratoires** : Le cancer peut comprimer ou obstruer les voies respiratoires au niveau pulmonaire, entraînant des problèmes respiratoires, de la toux ou une pneumonie.[5] La gêne respiratoire peut également être causée par un épanchement pleural important, des saignements dans les poumons ou une anémie.[6]

I.5. Le traitement

I.5.1. Objectif

Selon le contexte, les traitements visent à :

- Éliminer la tumeur ou les métastases.
- Diminuer le risque de récidive.
- Freiner la progression de la tumeur ou des métastases.
- Prévenir et gérer les symptômes ainsi que les complications causées par la maladie et les traitements, afin d'assurer la meilleure qualité de vie possible.[8]

I.5.2. Le choix

Le choix du traitement est personnalisé en fonction de chaque situation. Les médecins déterminent le meilleur traitement pour un patient atteint de cancer en tenant compte des éléments suivants :

- La probabilité de guérison (élimination complète du cancer sans récidive).
- L'espérance de vie prolongée, ainsi que la possibilité de mener une vie confortable.
- L'efficacité du traitement sur les symptômes.
- Les effets secondaires potentiels du traitement.
- Les préférences du patient concernant le traitement.

Le médecin doit discuter des avantages et des inconvénients des différentes options de traitement avec le patient. Les protocoles de traitement sont des méthodes standardisées élaborées par les médecins pour traiter certains types de cancer. Ces protocoles ont été rigoureusement testés lors d'études de recherche appelées essais cliniques. Dans ces essais, les médecins comparent de nouveaux médicaments ou traitements avec des traitements standard pour évaluer leur efficacité. De nombreux patients atteints de cancer ont la possibilité de participer à un essai clinique, et le médecin peut expliquer les avantages et inconvénients de cette participation.[9]

I.5.3. Les types

I.5.3.1. La chirurgie

La chirurgie est le traitement principal du cancer, utilisée dans environ 80 % des cas [10] mais seulement lorsque le cancer ne s'est pas propagé (métastasé) et que l'état de santé du patient permet de subir l'intervention. Ce traitement consiste à opérer le patient pour éliminer les tumeurs cancéreuses solides. Les objectifs de cette approche sont les suivants :

- **Curatif** : lorsqu'elle permet de retirer 100 % des cellules tumorales.
- **Diagnostique** : le tissu retiré est analysé pour déterminer la nature de la lésion, ce qui aide à choisir des traitements complémentaires.
- **Palliatif** : pour soulager la douleur causée par la taille de la tumeur ou pour améliorer le fonctionnement de l'organe affecté.[11]

I.5.3.2. La chimiothérapie

La chimiothérapie, souvent appelée "chimio", est un traitement du cancer qui repose sur l'administration d'un ou plusieurs médicaments dits « cytotoxiques ». Le choix des médicaments est adapté à chaque situation, car chaque type de cancer est unique et nécessite un traitement spécifique. Ce traitement vise à combattre et à éliminer les cellules tumorales présentes dans l'organisme, quelle que soit leur localisation, y compris celles qui n'ont pas été détectées par les examens d'imagerie. La chimiothérapie agit soit en détruisant directement les cellules tumorales, soit en empêchant leur multiplication.[12]

Cette approche peut être utilisée seule ou en association avec d'autres traitements. Elle est généralement proposée dans les cas suivants :

- **Avant une chirurgie** : On parle alors de chimiothérapie néoadjuvante, dont l'objectif est de réduire la taille de la tumeur.
- **Après une chirurgie complète de la tumeur** : Lorsque le chirurgien a retiré toutes les cellules cancéreuses visibles, on parle de chimiothérapie adjuvante. Cette chimiothérapie vise à diminuer les risques de récidive locale ou à distance, complétant ainsi l'intervention chirurgicale.
- **Pour traiter des métastases** : C'est-à-dire des cellules cancéreuses qui se sont propagées à d'autres parties du corps. On qualifie alors ce traitement de chimiothérapie métastatique.[13]

I.5.3.3. La radiothérapie

La radiothérapie consiste à administrer localement des rayons ou radiations ionisantes, provoquant des dommages significatifs à l'ADN. Les cellules cancéreuses, ne parvenant pas à réparer ces lésions aussi efficacement que les cellules saines, ne peuvent plus se multiplier et finissent par mourir. Bien que la radiothérapie puisse être le seul traitement utilisé pour un cancer, elle est généralement combinée avec d'autres thérapies.[14]

Types de radiothérapie :

- **Radiothérapie néo-adjuvante** : administrée avant l'opération pour réduire la taille d'une tumeur, facilitant ainsi son retrait chirurgical.
- **Radiothérapie adjuvante** : effectuée après l'ablation chirurgicale d'une tumeur pour éliminer les cellules cancéreuses restantes au niveau local.
- **Chimio-radiothérapie** : la radiothérapie est réalisée en même temps que la chimiothérapie pour renforcer son effet, rendant les cellules cancéreuses plus sensibles aux rayons.[14]

Formes de radiothérapie :

- **Radiothérapie externe** : Les rayons sont émis par une machine appelée accélérateur linéaire, située à proximité du patient et dirigée vers la zone à traiter. Ces rayons traversent la peau pour atteindre la zone ciblée.
- **Curiethérapie** : Des sources radioactives sont placées en contact direct avec la zone à traiter à l'intérieur du corps, minimisant ainsi l'impact sur les tissus sains environnants. Ce traitement est généralement destiné aux cancers localisés avec des indications spécifiques.
- **Radiothérapie métabolique** : Les sources radioactives sont administrées par voie orale (sous forme de boisson ou de capsule) ou par injection intraveineuse. Elles se fixent ensuite sur les cellules cancéreuses pour les détruire.[15]



Figure I.1 : Schémas des techniques de Curiethérapie, Radiothérapie métabolique, Radiothérapie Externe [14]

I.5.3.4. Les thérapies ciblées

Les thérapies ciblées représentent une catégorie de traitements du cancer, souvent administrés par voie orale. Elles ciblent spécifiquement certaines molécules de l'organisme, bloquant des mécanismes essentiels à la prolifération des cellules cancéreuses et au développement de la tumeur. Ces médicaments agissent sur des molécules situées à l'intérieur ou à la surface des cellules tumorales pour ralentir la croissance du cancer. Selon le type de cancer, les thérapies ciblées peuvent être prescrites seules, en association ou en combinaison avec d'autres traitements.[16]

I.5.3.5. L'hormonothérapie

La croissance de certains cancers est stimulée par les hormones sexuelles produites par l'organisme. Par exemple, certaines tumeurs du sein ou de l'utérus croissent sous l'influence des œstrogènes ou de la progestérone, tandis que certains cancers de la prostate progressent grâce à la testostérone. Ces hormones agissent sur les cellules tumorales en se fixant à des récepteurs spécifiques. Les médicaments d'hormonothérapie bloquent la production de ces hormones ou empêchent leur fixation aux récepteurs. Ils sont généralement administrés par voie orale.

Un traitement par hormonothérapie peut être prescrit lorsque le cancer est qualifié « hormonodépendant », c'est-à-dire que sa croissance dépend des hormones sexuelles. Avant de débuter le traitement, les médecins recherchent la présence de récepteurs hormonaux sur les cellules tumorales via une analyse moléculaire à partir d'échantillons de la tumeur.[17]

I.5.3.6. L'immunothérapie

L'immunothérapie regroupe diverses stratégies visant à mobiliser ou à renforcer les défenses immunitaires des patients pour qu'elles s'attaquent aux cellules tumorales.

- **Immunothérapie « spécifique »** : Cette approche consiste à bloquer spécifiquement des protéines à la surface des cellules cancéreuses ou dans leur microenvironnement pour freiner la croissance tumorale.
- **Immunothérapie active** : Cette stratégie vise à stimuler le système immunitaire du patient afin qu'il réagisse contre les cellules tumorales.[18]

I.6. Conclusion :

Le cancer est une maladie complexe et multifactorielle. Bien qu'il demeure l'un des plus grands défis en matière de santé publique, des avancées significatives ont été réalisées dans les domaines de la prévention, de la détection précoce et du traitement. Il est crucial de continuer à investir dans la recherche sur le cancer afin d'améliorer notre compréhension de la maladie et de développer de nouveaux traitements et stratégies de prévention.

Chapitre II

Cancer de la peau

II.1. Introduction

Le corps humain, en tant que machine biologique d'une grande complexité, est une création divine. Il est constitué de nombreux organes qui interagissent de manière précise et coordonnée. Lorsque l'un de ces organes est altéré, d'autres peuvent être affectés en conséquence. La peau, en particulier, est l'organe le plus vaste du corps humain et joue un rôle essentiel dans la protection de l'organisme. Elle défend le corps contre les infections et les rayons ultraviolets (UV), aide à réguler la température corporelle, permet l'élimination des déchets par la transpiration, et participe à la synthèse de la vitamine D tout en stockant l'eau et les graisses [19].

Les organes du corps peuvent être affectés de diverses manières, que ce soit par des causes physiques comme les accidents et les blessures, ou par des causes biologiques telles que les infections virales et bactériennes. La peau, en particulier, est un organe vulnérable à plusieurs types de cancers. Le cancer de la peau est l'un des plus fréquents dans le monde, se manifestant principalement sous trois formes : le carcinome basocellulaire, le carcinome épidermoïde et le mélanome. Ce dernier, bien que plus rare, est le plus dangereux car il peut se propager rapidement à d'autres parties du corps s'il n'est pas détecté à un stade précoce. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), environ 2 à 3 millions de cas de cancers non mélanomes et 132 000 cas de mélanomes malins sont diagnostiqués chaque année à l'échelle mondiale.

Dans ce chapitre, nous allons explorer les généralités sur le cancer de la peau, en abordant ses différentes lésions, les moyens de sa détection, son diagnostic et son traitement. Nous mettrons également en lumière les techniques d'imagerie utilisées pour détecter le cancer de la peau et comment elles contribuent à un diagnostic plus précis et à un traitement plus efficace.

II.2. Définition du terme "Peau"

La peau est un organe essentiel du corps humain, composé de trois couches : l'épiderme, le derme et l'hypoderme. Elle sert de barrière protectrice entre le corps et l'environnement, et est étroitement liée au système nerveux, ce qui lui permet de transmettre les sensations. La peau reflète les émotions humaines, comme les frissons ou les rougeurs, et révèle aussi les signes du temps et de la santé. De plus, la peau constitue un lien entre l'intimité et l'apparence publique, reflétant l'interaction continue entre l'intérieur et l'extérieur de l'existence humaine [20].

II.3. Composants de la peau

La peau, notre plus grand organe, est composée de trois couches principales : l'épiderme, le derme et l'hypoderme [20].

• **Épiderme** : C'est la couche externe visible de la peau, qui peut être vue et touchée. L'épiderme joue un rôle clé dans la protection contre les toxines, les bactéries et la perte de fluides corporels. Il est constitué de cinq sous-couches de kératinocytes.

• **Derme** : Située sous l'épiderme, l'épaisseur du derme est plus grande et composée de tissu conjonctif. Il contient des vaisseaux sanguins, des glandes sudoripares, des follicules pileux et des terminaisons nerveuses qui permettent de ressentir le toucher et la température.

• **Hypoderme** : Aussi appelé tissu sous-cutané, l'hypoderme est la couche la plus profonde de la peau. Il est principalement composé de tissu adipeux et de cellules graisseuses, qui servent de réserve d'énergie et d'isolant thermique.

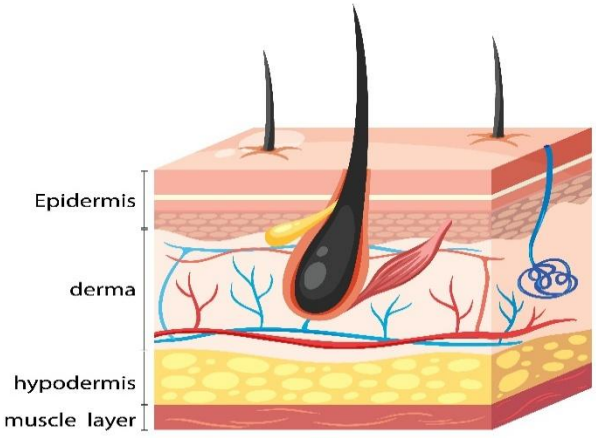


Figure II.2 : Composants de la peau.[21]

II.3.1 L'épiderme

L'épiderme est la couche externe supérieure de la peau, composée de différents types de cellules :

• **Cellules épidermoïdes** : Ces cellules plates sont disposées de manière serrée pour former la couche supérieure de la peau, et elles représentent la couche la plus épaisse de l'épiderme.

• **Cellules basales** : Ces cellules en forme de bloc constituent la couche inférieure de l'épiderme. Le corps génère constamment de nouvelles cellules basales qui, avec le temps, remontent dans

l'épiderme, s'aplatissent et se transforment en cellules squameuses [21].

• **Mélanocytes** : Ces cellules se situent entre les cellules basales et sont responsables de la production de la mélanine, un pigment qui donne à la peau sa couleur. Lorsque la peau est exposée aux rayons ultraviolets (UV), les mélanocytes produisent davantage de mélanine. Ces cellules sont également présentes dans les taches bénignes sur la peau, appelées grains de beauté ou naevi [22].

II.3.2 Derme

Le derme est un tissu conjonctif qui soutient l'épiderme, composé de deux couches : le derme papillaire, proche de l'épiderme, et le derme réticulaire, plus profond. Il contient des fibroblastes responsables de la production de collagène et d'élastine, assurant la résistance et la flexibilité de la peau. Le derme est également traversé par des vaisseaux sanguins et des nerfs qui nourrissent l'épiderme, régulent la température corporelle et détectent les changements dans l'environnement, comme la pression ou le mouvement des poils [23].

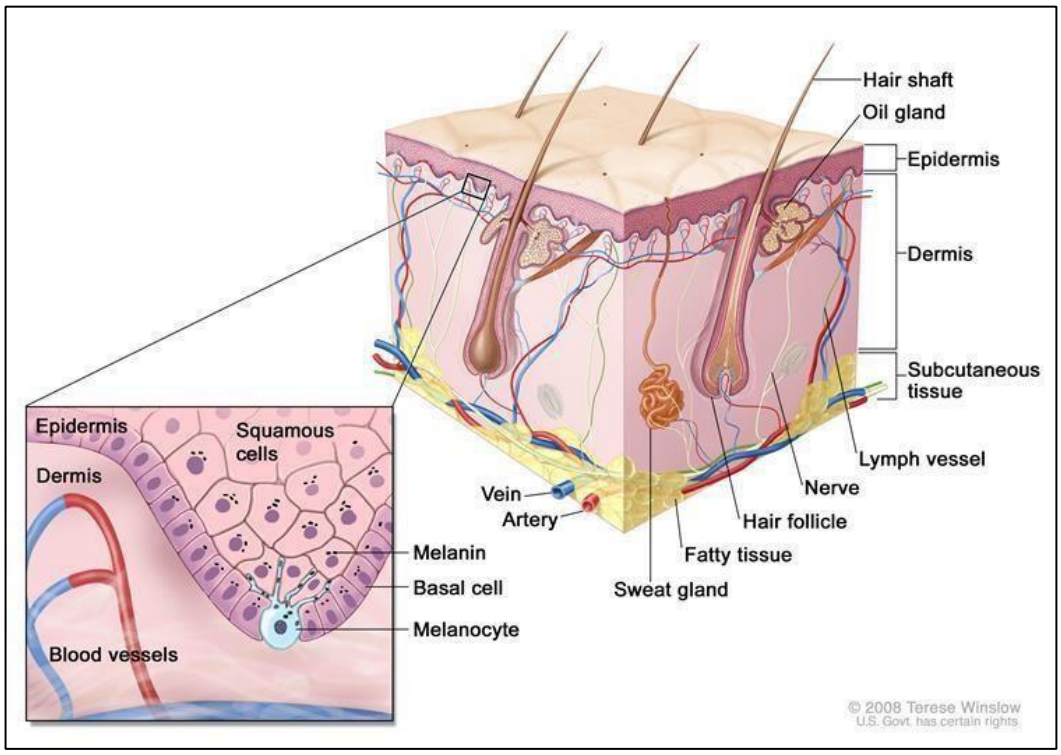


Figure II.3 : L'épiderme et les couches de derme dans la peau humaine avec des cellules squameuses, des cellules basales et des mélanocytes [23]

II.3.3 hypodermes

L'hypoderme est la couche la plus profonde de la peau, constituée principalement de cellules graisseuses appelées adipocytes. Ces cellules ont pour fonction de stocker les graisses, faisant de l'hypoderme un réservoir d'énergie, un isolant thermique et un amortisseur. Son épaisseur varie d'un individu à l'autre et protège les muscles, les os et les organes internes des impacts mécaniques. Comme le derme, l'hypoderme est vascularisé et innervé, servant de support aux vaisseaux sanguins et aux nerfs. Il contient également des fibres de collagène et d'élastine qui assurent la cohésion du corps. De plus, l'hypoderme joue un rôle dans la production d'hormones, notamment la leptine, qui régule les stocks de graisses et intervient dans la sensation de satiété [23].

II.4 Maladies cutanées non cancéreuses

II.4.1 Psoriasis

Le psoriasis est une maladie de la peau fréquente qui perturbe le cycle de vie des cellules cutanées. Cela entraîne une multiplication accélérée des cellules psoriasiques, qui s'accumulent rapidement à la surface de la peau, formant des plaques épaisses et squameuses de couleur argentée. Cette affection est souvent accompagnée de démangeaisons, de sécheresse, de rougeurs et, parfois, de douleurs [24].



Figure II.4: Image de la maladie du psoriasis [24]

II.4.2 Eczéma

L'eczéma est une affection cutanée liée à une dermatite atopique, caractérisée par une inflammation de la peau et une hypersensibilité allergique. Cette condition est souvent d'origine génétique, les facteurs héréditaires jouant un rôle important dans son apparition [24].



Figure II.5: Image de la maladie de l'eczéma [24]

II.4.3 Lupus érythémateux disséminé

Le lupus érythémateux disséminé est une maladie inflammatoire où le système immunitaire dysfonctionne, provoquant une réaction auto-immune qui affecte différentes parties du corps. Le nom de cette maladie fait référence à l'éruption en forme de papillon sur les joues et le nez (érythème), ainsi qu'à l'inflammation systémique qui touche de nombreux systèmes et organes [24].



Figure II.6: Image de la maladie du lupus érythémateux disséminé [24]

II.5 Cancer de la peau

Les organismes, qu'ils soient végétaux ou animaux, sont constitués de cellules microscopiques. À l'intérieur de chaque cellule, les gènes contiennent l'information nécessaire à son fonctionnement et déterminent de nombreuses caractéristiques. Chaque cellule naît, se divise pour créer de nouvelles cellules, puis meurt. Les gènes et les informations qu'ils renferment sont transmis aux cellules filles. Il arrive que certains gènes subissent des anomalies, ce qui perturbe le fonctionnement de la cellule et peut provoquer un comportement anormal. Ces anomalies peuvent être réparées ou induire la mort spontanée de la cellule. Toutefois, dans certains cas, la cellule peut survivre malgré ces anomalies [25].

Le cancer est une maladie qui résulte de la transformation de cellules normales en cellules anormales, qui se multiplient de manière incontrôlée. Ces cellules désorganisées forment ensuite une masse appelée tumeur maligne. Les cellules cancéreuses ont la capacité d'envahir les tissus adjacents et peuvent se détacher de la tumeur primaire. Elles circulent ensuite par les vaisseaux sanguins et lymphatiques, pouvant donner naissance à d'autres tumeurs, appelées métastases [26].



Figure II.7 : Image de cancer de la peau. Source (basse de donne)

II.6 Les causes

Les causes précises du cancer de la peau restent mal connues, mais plusieurs facteurs de risque ont été identifiés. Parmi les principales causes figurent l'exposition aux rayons ultraviolets (UV) du soleil et des lits de bronzage, ainsi que des facteurs génétiques et environnementaux. Les facteurs de risque du cancer de la peau incluent :

1. **L'exposition aux rayons ultraviolets (UV)** : L'exposition excessive au soleil ou aux lits de bronzage est l'une des principales causes du cancer de la peau, car les rayons UV endommagent l'ADN des cellules de la peau, entraînant une croissance anormale des cellules.
2. **Les facteurs génétiques** : Avoir des antécédents familiaux de cancer de la peau peut augmenter le risque. Certaines personnes portent des mutations génétiques qui les rendent plus vulnérables à cette maladie.
3. **La peau claire** : Les personnes ayant la peau claire, avec moins de mélanine, sont plus susceptibles de développer un cancer de la peau, car leur peau offre moins de protection contre les rayons du soleil.
4. **Les irritations ou blessures cutanées précédentes** : Les blessures ou les brûlures qui ne guérissent pas correctement peuvent augmenter le risque de développer un cancer de la peau dans ces zones.

5. **L'exposition à des produits chimiques** : Certaines substances chimiques, comme l'arsenic, peuvent augmenter le risque de cancer de la peau.
6. **Un système immunitaire affaibli** : Les personnes ayant un système immunitaire affaibli, comme celles ayant subi une greffe d'organe, sont plus susceptibles de développer un cancer de la peau.
7. **Le vieillissement** : En vieillissant, le risque de cancer de la peau augmente en raison de l'accumulation d'expositions aux rayons UV au fil du temps [27].

II.7. Type de cancer de la peau

Il existe plusieurs types de cancer de la peau, chacun ayant des caractéristiques spécifiques, Les principaux types de cancer de la peau comprennent :

II.7.1 Carcinome basocellulaire (Carcinome basocellulaire CBC)

Ce type de cancer débute dans les cellules basales de l'épiderme. Il représente environ 70% des cancers de la peau non mélaniques. Le carcinome basocellulaire (CBC) se développe lentement, sur plusieurs mois ou années, et a peu de chances de se propager à d'autres parties du corps. Plus un CBC est détecté tôt, plus il est facile à traiter. En revanche, s'il n'est pas pris en charge, il peut s'approfondir dans la peau et endommager les tissus adjacents, rendant le traitement plus complexe. Avoir un CBC augmente également le risque de développer un autre cancer de ce type. Il est possible d'avoir plusieurs CBC simultanément sur différentes zones du corps [28].



Figure II.8 : Type de cancer - Carcinome basocellulaire (CBC) [28]

II.7.2 Carcinome épidermoïde (Squamous-Cell Carcinoma SCC)

Le carcinome épidermoïde débute dans les cellules squameuses de l'épiderme. Il constitue environ 30 % des cancers de la peau non mélaniques. Ce type de cancer a tendance à croître rapidement sur une période de quelques semaines ou mois. S'il n'est pas pris en charge, il peut se

propager à d'autres zones du corps, ce qui est appelé carcinome épidermoïde invasif. Le carcinome épidermoïde localisé sur les lèvres et les oreilles présente un risque plus élevé de propagation. [29]



Figure II.9 : Type de cancer - Carcinome épidermoïde (SCC).[29]

II.7.3 Mélanome

Le mélanome est un type rare mais dangereux de cancer de la peau, qui se développe dans les cellules produisant la mélanine (les mélanocytes). Il représente 1 à 2 % des cancers de la peau, mais il est le plus agressif, car il peut se propager rapidement à d'autres parties du corps, telles que les ganglions lymphatiques, les poumons, le foie, le cerveau et les os. Il peut être traité avec succès s'il est détecté tôt.

Aux États-Unis, le mélanome est le sixième cancer le plus courant, avec environ 87 110 personnes diagnostiquées en 2017 et environ 9 730 décès. L'exposition excessive aux rayons UV, que ce soit par le soleil ou les appareils de bronzage, est la principale cause de cette maladie. De plus, les personnes ayant des antécédents familiaux de mélanome ou ayant une peau claire sont plus exposées au risque [30].



Figure II.10 : Type de cancer – Mélanome [30]

II.8 Les stades

Les stades du cancer de la peau indiquent la gravité et l'étendue de la maladie, en se basant sur la taille de la tumeur, la profondeur de l'invasion tumorale et la présence éventuelle de métastases (propagation de la tumeur à d'autres zones du corps). Les stades de développement les plus courants sont les suivants :

- **Stade 0** : Le cancer est confiné à la couche la plus superficielle de la peau (l'épiderme) et n'a pas encore envahi d'autres parties du corps. Ce stade est souvent désigné sous le terme de carcinome in situ.
- **Stade I** : Le cancer mesure moins de 2 cm de diamètre et ne s'est pas propagé aux ganglions lymphatiques ni à d'autres zones du corps.
- **Stade II** : La tumeur mesure plus de 2 cm de diamètre et/ou s'est étendue aux ganglions lymphatiques voisins, mais n'a pas atteint d'autres organes.
- **Stade III** : Le cancer a envahi les ganglions lymphatiques régionaux ou des tissus adjacents, sans pour autant s'être propagé à d'autres parties du corps.
- **Stade IV** : Le cancer s'est propagé à des organes distants, comme le cerveau, les poumons ou le foie. Ce stade est souvent appelé cancer métastatique ou avancé [31].

II.9 Les symptômes

Les symptômes du mélanome peuvent varier d'une personne à l'autre, mais certains signes courants incluent :

- Changement dans la taille, la forme ou la couleur d'une tache de naissance déjà existante.
- Apparition d'une nouvelle tâche de couleur brun foncé, noire ou multicolore sur la peau.
- Asymétrie : une moitié de la tache ou de la lésion ne ressemble pas à l'autre.
- Bords irréguliers, flous ou dentelés autour de la tache ou de la lésion.
- Croissance rapide de la taille ou modification de l'apparence de la tache ou de la lésion.
- Présence de plusieurs couleurs dans la tache ou la lésion, telles que noir, brun, rouge, bleu ou blanc.
- Démangeaisons, picotements ou douleur au niveau de la tache ou de la lésion.
- Saignement ou formation de croûtes sur la tache ou la lésion.
- Apparition d'ulcères ou de bosses au niveau de la tache ou de la lésion [32].

II.10 Comment repérer un cancer de la peau

Les cancers de la peau peuvent se manifester de diverses manières, mais certains signes doivent attirer votre attention, notamment :

- Une zone de la peau qui semble différente ou qui a une texture différente des autres zones.
- Une zone qui a changé de taille, de forme, de couleur ou de texture.
- Une plaie qui ne guérit pas après plusieurs semaines.
- Une plaie qui démange où qui saigne.

Bien qu'il n'existe pas de règles strictes sur la fréquence des auto-examens, il est recommandé de vérifier régulièrement votre peau afin de repérer tout signe ou changement inhabituel. Si vous avez des antécédents de cancer de la peau ou si vous présentez un risque accru, consultez votre médecin pour définir la fréquence idéale des examens cutanés à réaliser chez vous.

II.11 Diagnostique

Pour diagnostiquer un mélanome, le médecin traitant ou le dermatologue procédera à un examen de la peau, en particulier des grains de beauté, en utilisant la méthode ABCDE :

- **A pour Asymétrie** : Si une moitié de la tache ou du grain de beauté est différente de l'autre.
- **B pour Bordure** : Si les bords sont irréguliers, dentelés ou flous.
- **C pour Couleur** : Si la couleur de la tâche est inégale, avec des nuances de noir, de brun, de rouge, de bleu ou de blanc.
- **D pour Diamètre** : Si la tache a un diamètre supérieur à 6 mm (environ ¼ de pouce), bien que certains mélanomes puissent être plus petits.
- **E pour Évolution** : Si la tache change rapidement de taille, de forme ou de couleur [33].

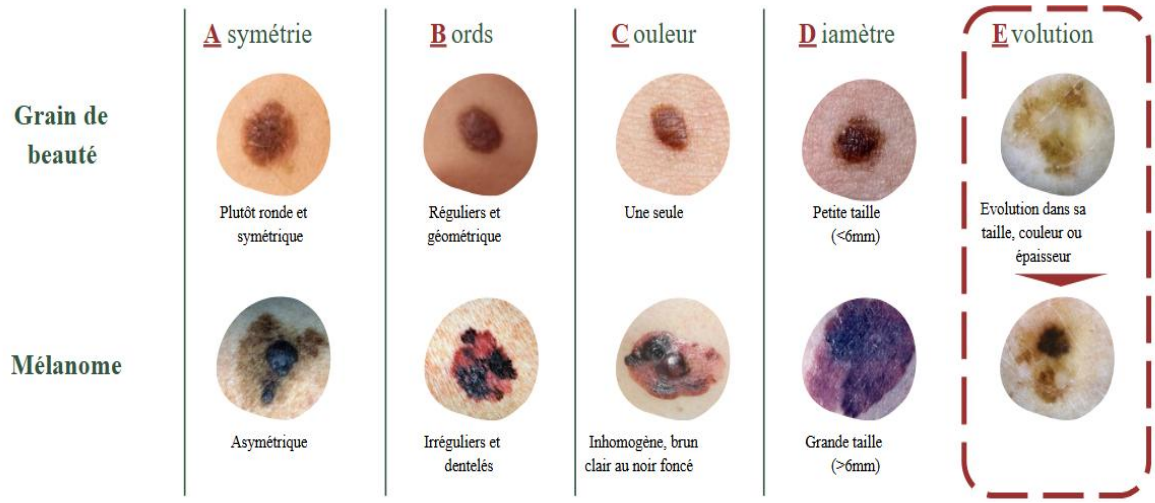


Figure II.11 : méthode ABCDE pour mélanome [33]

II.12. Dépistage du mélanome

Le diagnostic du mélanome est généralement effectué par un dermatologue ou un médecin généraliste. Les étapes principales du diagnostic sont les suivantes :

(a) **Examen visuel** : Le médecin examine la peau à la recherche de lésions cutanées susceptibles de suggérer la présence d'un mélanome.
(b) **Biopsie** : Si le médecin suspecte un mélanome, il peut prélever un échantillon de tissu de la lésion cutanée pour une biopsie. L'échantillon est ensuite examiné au microscope pour déterminer si c'est un mélanome et, dans ce cas, quel type de mélanome il s'agit.
(c) **Imagerie** : Dans certains cas, des examens d'imagerie tels que des radiographies, des échographies ou des tomodensitogrammes (TDM) peuvent être utilisés pour évaluer si le mélanome s'est propagé à d'autres parties du corps.

Il est important de noter que tous les cancers de la peau ne nécessitent pas de biopsie, et que les examens d'imagerie ne sont généralement pas nécessaires dans les stades précoces de la maladie. Un diagnostic précoce est essentiel pour un traitement efficace du mélanome [34].

II.13. Techniques d'imagerie du cancer de la peau

Le diagnostic du cancer de la peau, notamment du mélanome, a considérablement évolué grâce aux techniques d'imagerie avancées. Ces méthodes non invasives permettent de mieux détecter et

évaluer les lésions cutanées. Voici quelques-unes des principales techniques utilisées pour le diagnostic du cancer de la peau :

1. **Microscopie confocale par réflectance** :
   Cette technique permet d'obtenir des images en haute résolution de la peau en temps réel, permettant ainsi d'examiner les couches profondes de l'épiderme et du derme. Elle est particulièrement utile pour observer les structures cellulaires et pour différencier les lésions bénignes des lésions malignes.
2. **Tomographie par cohérence optique (OCT)** :
   L'OCT est une technique d'imagerie non invasive qui utilise des ondes lumineuses pour créer des images en coupe transversale de la peau. Elle est utilisée pour évaluer l'épaisseur de la lésion et l'extension des tumeurs cutanées, particulièrement utile dans le cadre des mélanomes.
3. **Dermoscopy (ou dermatoscopie)** :
   La dermoscopie est une méthode qui permet au dermatologue d'observer la peau à l'aide d'un microscope portable. Elle permet d'observer les structures de la peau qui ne sont pas visibles à l'œil nu, ce qui aide à diagnostiquer le mélanome à un stade précoce. Cette technique permet de visualiser les détails de la pigmentation, des bordures et des vaisseaux sanguins des lésions cutanées.
4. **Échographie** :
   L'échographie peut être utilisée pour évaluer la profondeur d'une lésion cutanée et déterminer si elle s'est propagée aux tissus sous-jacents. Elle est souvent utilisée pour évaluer les ganglions lymphatiques environnants en cas de suspicion de métastases.
5. **Imagerie par résonance magnétique (IRM)** :
   L'IRM est utilisée principalement pour évaluer les mélanomes à un stade plus avancé ou pour vérifier les métastases. Elle permet de visualiser les tissus plus profonds et d'identifier les anomalies dans les organes internes si le mélanome s'est propagé.
6. **Tomodensitométrie (TDM)** :
   La TDM est utilisée pour évaluer l'étendue du cancer de la peau et la propagation des métastases. Elle permet de visualiser les ganglions lymphatiques, les organes internes et les structures profondes du corps.

Ces techniques d'imagerie, bien qu'efficaces, sont généralement utilisées en complément d'autres méthodes diagnostiques comme la biopsie, afin de confirmer le diagnostic de mélanome et de déterminer son stade d'évolution. Un diagnostic précoce à l'aide de ces outils améliore les chances de traitement et de guérison du mélanome [35].

II.14 Conclusion

Ce chapitre souligne l'importance capitale du diagnostic précoce dans la lutte contre le cancer de la peau. Nous avons observé que lorsqu'il est détecté à un stade précoce, le taux de guérison peut atteindre jusqu'à 90 %. Il est donc essentiel que chacun surveille régulièrement sa peau et consulte un médecin dès l'apparition de nouveaux signes ou anomalies. De plus, les avancées dans les techniques d'imagerie à haute résolution ont permis d'améliorer la précision du diagnostic, facilitant ainsi la mise en place de programmes de dépistage plus efficaces et ciblés. En associant une auto-surveillance régulière à l'utilisation de ces technologies innovantes, nous pouvons améliorer significativement la détection précoce et le traitement du cancer de la peau, offrant ainsi de meilleures chances de guérison et de survie aux patients.

Chapitre III

Applications et avancées récentes de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de la médecine

III.1. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) représente l'une des technologies les plus avancées, provoquant une transformation radicale dans divers domaines, notamment le secteur médical. Aujourd'hui, l'IA est devenue une pierre angulaire du développement de systèmes médicaux intelligents, contribuant à améliorer la qualité des soins de santé et à réduire les erreurs médicales. Elle repose sur des algorithmes et des systèmes capables de simuler l'intelligence humaine, en apprenant à partir des données, en reconnaissant des motifs et en prenant des décisions basées sur des informations complexes. [36]

Dans le domaine du diagnostic médical, l'IA a provoqué une révolution qualitative grâce à l'utilisation de techniques d'apprentissage profond (Deep Learning) et de réseaux de neurones artificiels pour analyser des images médicales telles que les radiographies, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et la tomodensitométrie (TDM). Par exemple, les algorithmes d'IA peuvent détecter précocement des signes de maladies graves, comme le cancer et les maladies cardiovasculaires, avec une précision supérieure à celle des praticiens traditionnels, favorisant ainsi un diagnostic précoce et améliorant les chances de succès thérapeutique. Des applications comme IBM Watson for Oncology assistent les médecins en analysant des milliers d'études cliniques et en fournissant des recommandations thérapeutiques personnalisées. [37]

Au-delà du diagnostic, l'IA joue un rôle central dans le développement global du domaine médical. Elle est utilisée pour le suivi à distance des patients via des dispositifs portables (wearables) qui collectent des données vitales en temps réel, permettant aux médecins d'intervenir rapidement et de réduire les consultations hospitalières inutiles. De plus, les systèmes d'IA automatisent les tâches administratives médicales, améliorant la gestion des ressources sanitaires, telles que la planification des rendez-vous et l'analyse des données pour anticiper la demande en services de santé. [38]

III.2. Définition d’intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) désigne la capacité des machines informatiques à imiter, dans certaines situations, les processus cognitifs humains. Cette imitation s'inspire souvent de la décomposition des compétences du cerveau humain en éléments programmables, tirant parti des capacités avancées de mémoire et de calcul des ordinateurs.

L'objectif de l'intelligence artificielle est de créer des systèmes capables de traiter des informations de manière autonome, d'apprendre à partir de celles-ci, et de prendre des décisions ou d'effectuer des actions de façon similaire à un être humain. Ces systèmes peuvent être programmés pour réaliser des tâches spécifiques ou apprendre et s'adapter à partir de l'expérience. [38]

III.2.1. Le machine learning et le deep learning

Le machine learning (ML) et le deep learning (DL) sont deux sous-domaines de l'intelligence artificielle présentant des différences notables.

Le machine learning permet aux ordinateurs d'analyser des données en utilisant des méthodes d'optimisation et de statistiques pour apprendre à réaliser des tâches prédictives. En revanche, le deep learning est une approche spécifique du machine learning, fondée sur des réseaux neuronaux artificiels complexes qui imitent le fonctionnement du cerveau humain. Cela permet aux modèles de s'ajuster automatiquement aux données.

Le deep learning est particulièrement efficace pour traiter des données non structurées et excelle dans des tâches complexes telles que la reconnaissance d'images et la reconnaissance vocale. En résumé, le deep learning est une branche du machine learning, qui constitue un moyen d'exploiter l'intelligence artificielle.[42]

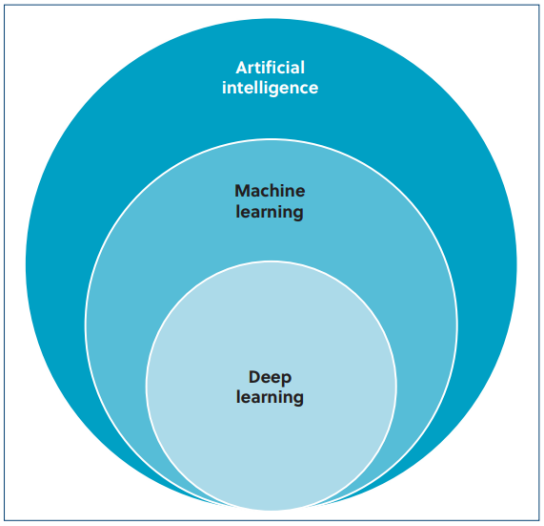


Figure III.1: machine learning et deep learning [43]

III.2.2. Histoire de l'intelligence artificielle

En 1956, lors d'un séminaire à Dartmouth aux États-Unis, le terme "intelligence artificielle" a été officiellement introduit, avec John McCarthy reconnu comme le père de cette discipline. Toutefois, Warren McCulloch et Walter Pitts sont considérés comme des pionniers dans ce domaine. [39] Leur travail s'inspire de la physiologie des neurones et de l'analyse logique développée par Russell et Whitehead, ainsi que de la théorie du calcul de Turing. [40]

En 1943, McCulloch et Pitts ont défini un modèle de neurones artificiels. [40] Puis, en 1957, Frank Rosenblatt a présenté le perceptron, un algorithme d'apprentissage similiant le fonctionnement des neurones, dont l'objectif principal était de classer des images. [41]

L'intelligence artificielle a traversé des périodes de désintérêt et de désengagement financier, notamment dans les années 1970, en raison des échecs dans le traitement du langage et de la traduction automatique, ce qui a conduit à ce que l'on appelle "l'hiver de l'IA". Après une reprise d'intérêt liée à l'essor des ordinateurs personnels et à l'augmentation de la puissance de calcul, l'IA a connu un second déclin à la fin des années 1980. Toutefois, l'avènement d'Internet au milieu des années 1990 et la profusion de données qui en a résulté ont permis de relancer l'IA.

En 2001, l'introduction des premières cartes graphiques dédiées (GPU) a considérablement renforcé la capacité de calcul des ordinateurs, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour l'intelligence artificielle. [41]

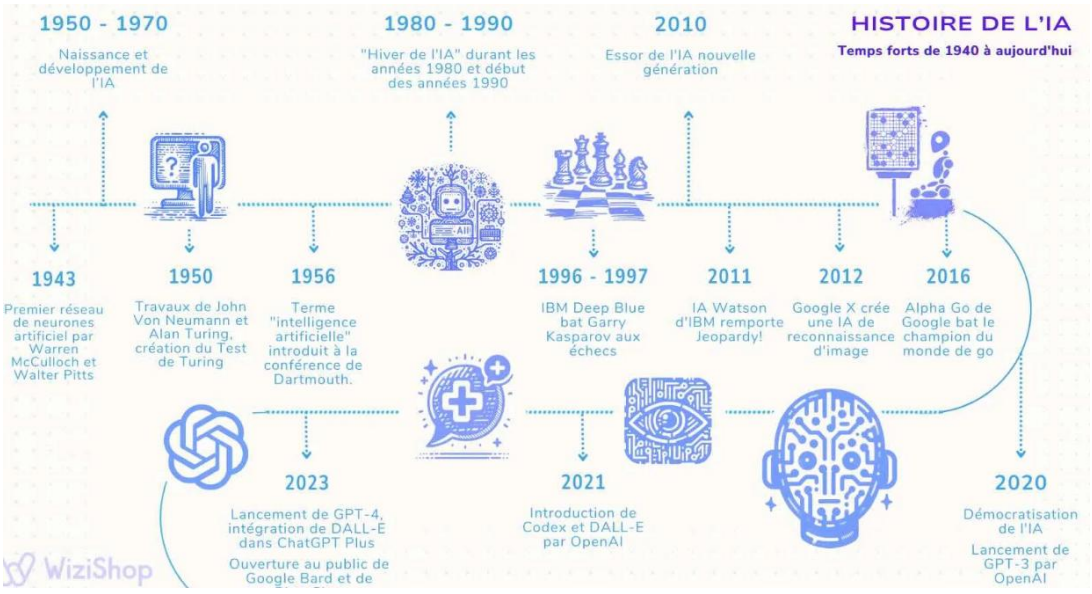


Figure III.2: Frise chronologique de l'IA [44]

Aujourd'hui, l'IA joue un rôle de plus en plus important dans le domaine de la santé, offrant des applications variées et prometteuses pour améliorer les soins aux patients et les processus médicaux.

III.3. Applications de l'intelligence artificielle dans le diagnostic médical

III.3.1 Utilisation de l'IA pour la détection des maladies

Aujourd'hui, l'intelligence artificielle est un outil crucial pour la détection précoce de diverses maladies. Elle permet d'identifier des motifs subtils dans les données médicales souvent invisibles à l'œil humain. Voici ses principales applications :

Détection précoce du cancer : Les algorithmes d'apprentissage profond analysent les images médicales et histologiques, permettant ainsi d'identifier précocement des cancers, tels que ceux du sein, de la peau et des poumons, ce qui augmente les chances de succès des traitements. [45]

Diagnostic des maladies cardiovasculaires : L'IA aide à analyser les électrocardiogrammes (ECG) et les données d'imagerie, comme les scanners, facilitant l'identification rapide et précise des troubles cardiaques et vasculaires. [46]

Reconnaissance des maladies chroniques : En examinant les dossiers médicaux électroniques et les données cliniques, l'IA peut détecter les signes précoces de maladies chroniques telles que le diabète et l'hypertension, permettant ainsi une prise en charge préventive efficace. [47]

III.3.2 Exemples de systèmes d'IA en usage clinique

Ces dernières années, plusieurs systèmes intelligents ont été intégrés dans la pratique clinique quotidienne. Voici quelques exemples :

IBM Watson Health : Un système avancé qui aide les médecins dans la prise de décision médicale, en particulier pour le diagnostic des cancers et la proposition de plans de traitement personnalisés, en s'appuyant sur les données du patient et la littérature médicale.[48]

Google DeepMind : Développe des modèles capables d'analyser avec une grande précision les images de la rétine, contribuant ainsi à la détection précoce de maladies oculaires telles que la rétinopathie diabétique.[46]

Aidoc et PathAI : Ces systèmes sont spécialisés dans l'analyse d'images médicales (comme les scanners et les biopsies), fournissant des diagnostics rapides et fiables, et aidant les cliniciens à prendre des décisions thérapeutiques éclairées.[50]

Application dans les services d'urgence : Certaines unités d'urgence hospitalières utilisent désormais l'IA pour analyser instantanément les résultats d'imagerie médicale, ce qui accélère le diagnostic des cas critiques et améliore la qualité des soins.[51]

III.4.1. Définition d'imagerie médicale

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques et de moyens utilisés dans le domaine médical pour diagnostiquer et traiter une grande variété de maladies. Elle vise à visualiser les cellules, les organes et les parties du corps humain, ce qui aide les médecins à évaluer l'état de santé et à déterminer le traitement approprié.[52]



Figure III.3: Exemple d'imagerie médicale [52]

III.4.2 Les types d'imagerie médicale

II.4.2.1. Les rayons X

Les rayons X sont des vibrations de l'éther, similaires aux rayons lumineux, mais possèdent des propriétés particulières. Ces radiations ne sont pas entièrement arrêtées par la matière : certaines les traversent, tandis que d'autres s'atténuent et libèrent une quantité d'énergie pouvant engendrer des réactions électriques, physiques ou chimiques. [53]

L'utilisation des rayons X est courante en médecine. Comme les rayons gamma, ils sont ionisants et peuvent être dangereux. Par exemple, l'irradiation d'une cellule en phase de mitose peut provoquer des mutations de l'ADN, augmentant ainsi le risque de cancer à long terme. Cependant, grâce aux mesures de radioprotection, le risque associé aux examens par rayons X est minimisé au maximum. [54]



Figure III.4: Imagerie médicale de type rayon x. [56]

Radiographie :

La radiographie utilise des rayons X, parfois en combinaison avec l'injection de produits de contraste. Les images obtenues représentent des projections des organes et des différents systèmes selon un plan donné. Elle est principalement utilisée pour examiner le système osseux, car celui-ci est le plus visible sur une radiographie. Dans ce procédé, le corps à radiographier est positionné devant la source de rayons X, tandis qu'un détecteur est placé à l'arrière. [54]

- **Les avantages et les inconvénients de la radiographie**

Le tableau résume les avantages et les inconvénients de l'imagerie par rayons x (radiographie) [55] :

Tableau III.1: les avantages et les inconvénients de la radiographie

Avantages	Inconvénients
Exécution rapide, coût faible	Technique inadaptée pendant la grossesse
Technique non invasive	Difficulté d'exécution chez les patients ou les très jeunes enfants

Grande efficacité pour détecter les lésions osseuses et les tumeurs osseuses primaires	Faible efficacité pour distinguer les différents types de graisses (graisse viscérale dans les muscles et graisse sous-cutanée)
Niveau de radiation faible	L'utilisation de la technique nécessite des compétences et une expérience particulières

Mammographie

La mammographie, également connue sous le nom de mastographie, est un examen radiologique des seins. Elle permet d'obtenir des images de l'intérieur du sein à l'aide de rayons X, facilitant ainsi la détection de certaines anomalies. Cet examen est réalisé dans deux contextes : le dépistage et le diagnostic précoce du cancer du sein. Dans tous les cas, deux clichés par sein sont pris : un de face et un en oblique, ce qui permet de comparer les deux côtés. Dans la plupart des situations, la mammographie est le premier examen d'imagerie effectué. [57]

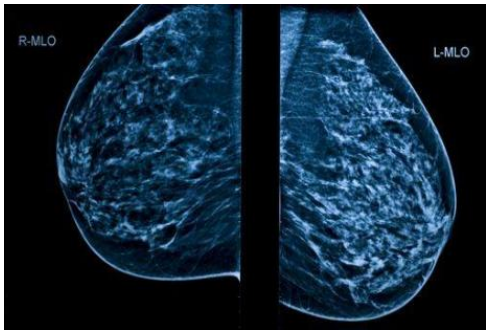


Figure III.5: image Mammographie.[52]

- **Les avantages et les inconvénients de la mammographie :**

Le tableau résume les avantages et les inconvénients de l'imagerie mammographie [55] **:**

Tableau III.2: les avantages et les inconvénients de la mammographie.

Les Avantages	**Les inconvénients**
- Réduit le risque de mourir d'un cancer du sein. - Réduit le risque de devoir subir une chimiothérapie.	- Des périodes d'attente et de l'inquiétude lorsque des examens complémentaires sont nécessaires. - Des possibilités de surdiagnostic.
- Permet aux femmes de connaître l'état de santé de leurs seins.	

III.4.2.2 La Tomodensitométrie (scanner)

La tomodensitométrie (scanner) elle aussi sur l'utilisation de rayons x, en se basant sur les mêmes principes physiques que l'imagerie par rayon x évoqué plus haut. Les rayons x passant à travers le corps ou la région du corps à scanner et sont atténués en fonction des propriétés physiques des tissus traversé contrairement aux techniques radiographique (simple) .la TDM est une technique permettant de créer des images topographiques ou le terme tomographie fait référence à une image (graphique) d'une tranche (Tomo). [55]

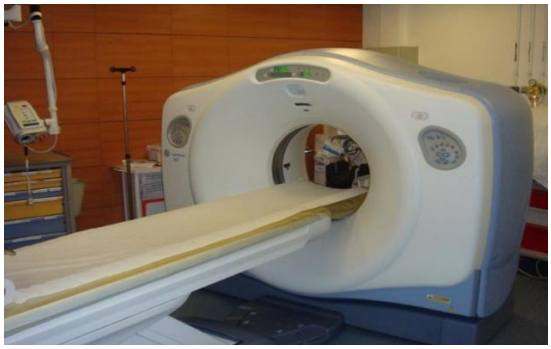


Figure III.6: imagerie par Scanner [55]

- **Les avantages et les inconvénients du l'utilisation de scanner :**

Le tableau résume les avantages et les inconvénients de l'imagerie par scanner :[55]

Tableau III.3: les avantages et les inconvénients du Scanner

Les Avantages	Les Inconvénients
Vue en coupe	Allergie de contraste
Haute résolution d'image	Cout relativement important
Acquisition rapide	Exposition importante aux radiations.
Haute précision quantitative et qualitative	Nécessite de compétences techniques pour l'analyse d'images
Possibilité de déterminer la qualité des tissus	Examens de commodité

III.4.2.3 L'échographie

L'échographie est une méthode d'imagerie qui utilise les ultrasons. Son fonctionnement repose sur l'envoi d'une onde acoustique vers le corps du patient. L'écho produit par les différentes structures anatomiques est ensuite mesuré et transformé en image pour l'opérateur. [57]



Figure III.7: Image d'échographie. [56]

- **Les avantages et les inconvénients d'échographie :**

Tableau III.4: les avantages et les inconvénients d'échographie

Avantages	Inconvénients
- Pas de rayonnement (sans danger pour le patient)	- Moins reproductible (dépend de l'opérateur)
- Image dynamique en temps réel (Real-time)	- Résolution spatiale limitée
- Transportabilité au lit du patient	
- Rapidité de mise en œuvre	
- Faible encombrement	
- Examen de référence pour la détection et la quantification des épanchements	

III.4.2.4. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une méthode qui permet de produire des images de haute qualité de l'intérieur du corps humain, utilisée dans le domaine médical. C'est une technique non invasive qui permet de visualiser les tissus et les organes, facilitant ainsi la détection de malformations, de pathologies et de tumeurs sans recourir à la chirurgie. L'IRM repose sur les principes de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN), une méthode employée par les scientifiques pour obtenir des informations chimiques et physiques sur les molécules. [58],[59]

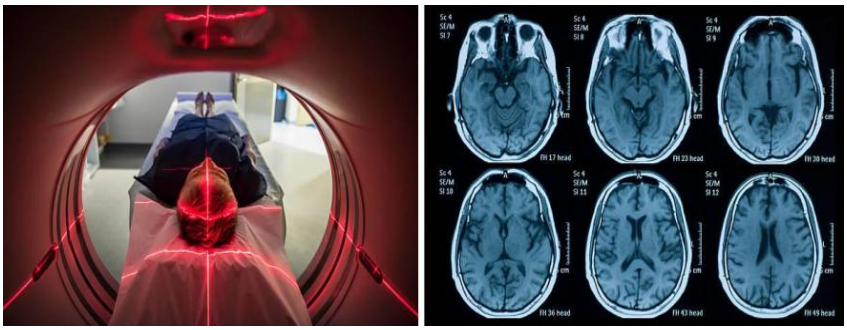


Figure III.8: Image de IRM de cerveau. [52]

- **Les avantages et les inconvénients d'IRM :**

Tableau III.5: Les avantages et inconvénients d'IRM. [55]

Les Avantages	Les inconvénients
-Description détaillée du contraste des tissus mous.	-Coût relativement élevé.
-Sensibilité élevée aux graisses et *à* ses moindres altérations.	-Disponibilité relativement limitée.
-Technique non invasive, non ionisante et sans contraste iodé.	-Durée d'examen plus longue que la moyenne.
-Examen multi planaire et multiparamétrique.	Apparition fréquente d'artéfacts lors de séquences d'imagerie relativement longues

III.4.2.5 Scintigraphie

La scintigraphie est une méthode d'imagerie utilisant la médecine nucléaire. Elle permet de visualiser le fonctionnement d'un organe (comme le cœur, les poumons, les reins, la vessie ou les organes digestifs) ou d'un système entier (comme le système ostéo-articulaire ou le système immunitaire). En marquant certaines molécules présentes dans l'organisme, cette technique permet d'étudier leur circulation dans le corps, comme dans le cas de la scintigraphie des globules blancs. Les cellules marquées peuvent ainsi être visualisées. [60]



Figure III.9: Exemple d'Image de scintigraphie. [60]

- **Les avantages et les inconvénients de la scintigraphie :**

Tableau III.6: Les Avantages et Les inconvénients de scintigraphie.

Les Avantages	Les Inconvénients
-images plus Claires -Pas de sédation ou d'anesthésie - utilise même sur un colon enflammé	Ne peut être Combiné *à une Biopsie*
Nécessite moins de temps	-Accessibilité.

III.4.2.6 Endoscopie

Une endoscopie, également appelée fibroscopie, est un examen médical permettant à un médecin d'explorer l'intérieur d'un organe ou d'une cavité corporelle grâce à l'insertion d'un endoscope. Ce dernier est un tube fin et flexible équipé de fibres optiques, avec une lumière et une petite caméra à son extrémité.[52]

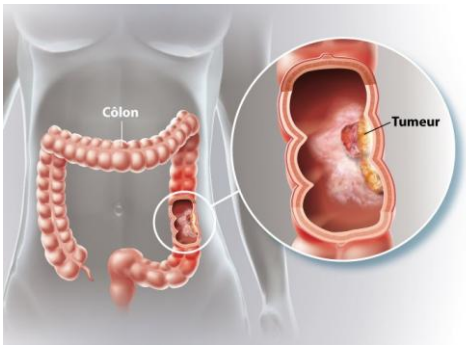


Figure III.10: image d'endoscopie de colon. [52]

III.5. L'intérêt de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de la médecine

L'intelligence artificielle (IA) revêt une importance considérable dans le domaine médical grâce à sa capacité à analyser d'importantes quantités de données et à offrir un soutien efficace à la prise de décision clinique.

III.5.1. Diagnostic précoce et précis

Les systèmes d'IA ont la capacité d'analyser de vastes quantités de données médicales, y compris des images et les antécédents des patients, pour détecter des signes précoces de maladies avant qu'ils ne soient visibles à l'œil nu, permettant ainsi de proposer des traitements plus rapidement. Par

exemple, l'IA est utilisée pour identifier la maladie d'Alzheimer en analysant des images cérébrales pour repérer des anomalies ou des signes précurseurs. Elle peut également aider à diagnostiquer d'autres maladies plus rapidement et avec plus de précision que les médecins, ce qui peut améliorer les soins aux patients et réduire les coûts des tests médicaux. Toutefois, l'IA ne remplace pas les médecins, mais les assiste dans la prise de décisions éclairées en fournissant des informations supplémentaires. [61][62]

III.5.2. Traitement personnalisé

En utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique (Machine Learning), l'intelligence artificielle peut analyser un large éventail de caractéristiques individuelles propres à chaque patient, telles que le profil génétique, les antécédents médicaux et divers facteurs cliniques. Cette analyse avancée permet de formuler des recommandations précises pour des traitements personnalisés, adaptés à l'état de santé unique de chaque patient, contribuant ainsi à améliorer l'efficacité des thérapies et à réduire le risque d'effets secondaires indésirables.

De plus, les systèmes d'intelligence artificielle ont la capacité de prédire la réponse d'un patient à un traitement avant même son administration. Cela permet aux médecins de prendre des décisions thérapeutiques plus réfléchies et précises, augmentant ainsi les chances de succès du traitement et réduisant les essais aléatoires ou inutiles, notamment dans les cas de maladies complexes comme le cancer ou les pathologies chroniques. [63]

III.5.3. Recherche médicale :

L'intelligence artificielle est un outil puissant qui contribue à accélérer les progrès dans le domaine de la recherche médicale, grâce à sa capacité à analyser d'énormes quantités de données complexes à une vitesse supérieure à celle des méthodes traditionnelles. En utilisant des algorithmes avancés, elle peut détecter des motifs invisibles à l'œil humain, ce qui renforce la compréhension approfondie des mécanismes pathologiques et accélère le processus de découverte et de développement de nouveaux médicaments en prédisant les interactions des molécules avec des cibles biologiques spécifiques.

De plus, l'intelligence artificielle aide à identifier les patients qui pourraient bénéficier de traitements personnalisés, renforçant ainsi l'orientation vers la médecine de précision. En outre, elle permet aux chercheurs de proposer de nouvelles hypothèses scientifiques et de diriger les expériences de laboratoire avec une plus grande précision, faisant d'elle une véritable révolution dans le domaine de la recherche médicale en termes de rapidité, de précision et de profondeur.[63

III.5.4. Imagerie médicale

L'intelligence artificielle est perçue comme un outil avancé largement utiliser dans l'analyse des images médicales. Elle permet une détection plus précise des anomalies et des troubles souvent difficiles à discerner à l'œil nu. De plus, elle facilite la segmentation des organes et des tissus avec une grande précision, offrant ainsi une évaluation complète de l'état de santé. L'IA accélère également l'interprétation des résultats des examens radiologiques, de la tomodensitométrie (TDM) et de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), soutenant ainsi une prise de décision médicale plus rapide et efficace. Cette utilisation avancée contribue à améliorer la précision des diagnostics et à augmenter les chances de traitement précoce de nombreuses maladies. [55]

III.5.5. Prévention des maladies

En analysant les données de santé et en identifiant les facteurs de risque, l'intelligence artificielle (IA) joue un rôle clé dans la prévention des maladies. Elle fournit des recommandations de mode de vie sur mesure, identifie les populations à risque et facilite les interventions précoces. Par exemple, dans le domaine de la psychiatrie, l'IA est utilisée pour détecter rapidement des troubles mentaux comme la schizophrénie et la psychose. De plus, elle permet d'examiner de vastes ensembles de données médicales afin de repérer des modèles et des tendances, contribuant ainsi à l'élaboration de stratégies de prévention plus efficaces. En résumé, l'IA offre des perspectives prometteuses pour une approche plus proactive et personnalisée de la santé. [64]

III.5.6. Optimisation des opérations hospitalières :

L’IA est de plus en plus intégrée pour optimiser les opérations hospitalières. Elle aide à prédire et gérer les flux de patients, à améliorer la planification des interventions chirurgicales, à prioriser les cas urgents et à réduire les perturbations, tout en fluidifiant les procédures dans les blocs opératoires. En outre, l'IA contribue à la gestion des ressources hospitalières, en prévoyant les besoins en soins intensifs et en estimant la durée des interventions chirurgicales, ce qui permet une utilisation plus efficace des ressources. [64][65]

L'intégration de l'IA dans le secteur médical offre ainsi un potentiel considérable pour améliorer la qualité des soins, augmenter l'efficacité opérationnelle et favoriser des avancées significatives dans la recherche médicale. Cependant, des défis tels que la protection des données et la validation clinique doivent être pris en compte pour garantir une adoption responsable de ces technologies

III.6. Conclusion

L'intelligence artificielle représente une avancée majeure dans l'amélioration des soins de santé, contribuant au diagnostic précoce, au traitement précis et à l'augmentation de l'efficacité des processus médicaux. Cependant, elle fait face à des défis liés à la confidentialité des données et à la validation clinique. En l'utilisant de manière responsable, l'intelligence artificielle peut transformer la médecine et améliorer la qualité de vie des patients, rendant ainsi l'avenir de la médecine prometteur.

Chapitre IV

Réseaux de neurones Convolutionnels (CNN)

IV.1. Introduction

Les réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks - CNN) représentent une véritable révolution dans le domaine de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique. Ils appartiennent à la catégorie des réseaux de neurones profonds, mais se distinguent par une architecture particulière qui les rend idéaux pour le traitement des images et des données à structure spatiale. Ces réseaux s'inspirent des recherches en neurosciences sur la manière dont le cerveau humain traite les informations visuelles, en imitant le fonctionnement du cortex visuel et son approche hiérarchique dans l'analyse des scènes visuelles.

La véritable force des CNN réside dans leur capacité à détecter des motifs locaux dans les images, grâce à une opération mathématique appelée convolution. Ce processus permet au réseau d'apprendre, dans ses premières couches, à reconnaître des caractéristiques simples comme les bords et les angles, puis de combiner progressivement ces éléments pour former des concepts plus complexes, tels que les formes, les visages ou les objets, dans les couches plus profondes. [66]

Les CNN surpassent les réseaux neuronaux traditionnels dans le traitement des images grâce à deux principes fondamentaux :

- **Partage des poids (Weight Sharing) :** qui permet d'appliquer les mêmes filtres à différentes parties de l'image
- **Pooling spatial (Spatial Pooling) :** qui réduit les dimensions des données tout en conservant les informations essentielles. Ces deux principes réduisent considérablement le nombre de paramètres à apprendre, ce qui rend le réseau plus efficace et moins sujet au surapprentissage (Overfitting).

IV.2. Définition CNN

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont un type de réseaux de neurones profonds largement utilisés dans l'analyse d'images. Ils reposent sur des couches convolutives permettant d'extraire automatiquement les caractéristiques importantes des données visuelles. Les CNN comptent parmi les techniques les plus avancées dans le domaine de la vision par ordinateur et de l'apprentissage profond. [66]

IV.3. Historique CNN

Le premier réseau de neurones convolutif a été en réalité développé en 1998 par le chercheur français Yann LeCun. Ce réseau appelé Le Net a. permis d'atteindre de très bonne performance en

reconnaissance des caractères, Bien que cette approche donne des résultats, ses progrès et son évolution ont été limités par les progrès technologiques en matière de micro-processeurs, de puissance de calculs, et du manque d'accessibilités à des données afin de pouvoir entraîner les neurones. [67] Cependant certains chercheurs ont continué à travailler sur ce modèle pendant environ deux décennies. [67] Et, avec l'aide des évolutions en matière de technologies mais surtout avec la disponibilité toujours plus grande de données, ont pu améliorer cette technique. [68] Ce n'est qu'en 2012 que l'apprentissage profond est remis au goût du jour en remportant avec succès le concours de reconnaissance d'image fondé par l'université de Stamford (Large Squale Visual Recognition Challenge : ILSVRC) grâce à l'évolution en matière de technologies et à la disponibilité toujours plus grande de données. [69] Un nouvel algorithme d'apprentissage profond explose les records Il s'agit d'un réseau de neurones convolutif appelé Alex Net, largement inspiré du réseau Le Net. Image Net regroupant 15 000 000 d'images naturelles comportant différents objets et diverses scènes (véhicules, animaux...). [70] Aujourd'hui, les réseaux de neurones convolutifs, sont toujour1000s les modèles les plus performants pour la classification d'images. [71] Google, Microsoft, Facebook, Baidu (le moteur de recherche chinois), Alibaba (site marchand chinois), Nvidia (géant du processeur graphique) …utilisent les CNN dans leurs applications. [72]

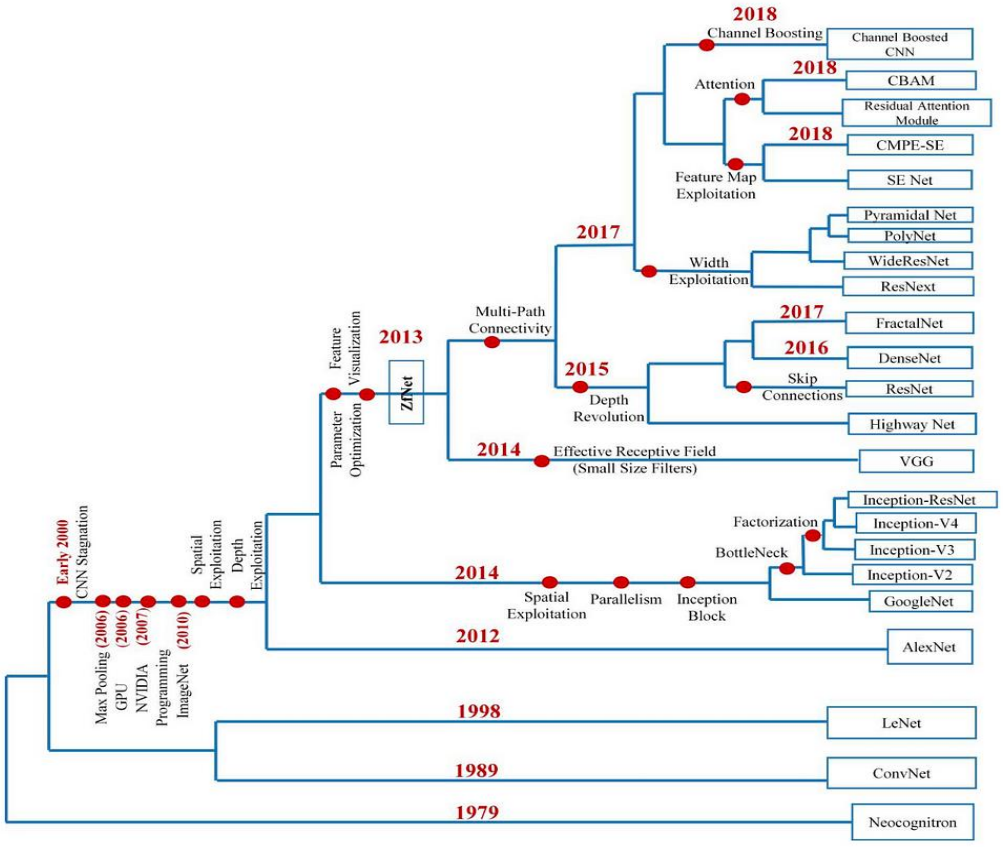


Figure IV.1: Histoire de l'évolution des CNN [70]

IV.4. Architecture CNN

Les réseaux de neurones convolutionnels ou CNN pour <*C*onvolutional Neural Network> sont à ce jour les modèles les plus performants dans le domaine de la vision par ordinateur pour traiter des images en entrée pour ensuite les classer.

Une architecture CNN se compose de deux blocs. Le premier effectue une comparaison des images fragment par fragment pour trouver les fragments identiques, ces fragments sont appelés les caractéristiques. Le deuxième sert à classer les images à partir de leurs caractéristiques. Ces blocs se constituent de plusieurs couches de traitement indépendantes qui sont [73] :

- La couche de convolution (CONV) qui traite les données d'un champ récepteur.
- La couche de pooling (POOL), qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image intermédiaire (souvent par sous-échantillonnage).
- La couche de correction (ReLU), souvent appelée par abus 'ReLU' en référence à la fonction d'activation (Unité de rectification linéaire).
- La couche "entièrement connectée" (FC), qui est une couche de type perceptron.
- La couche de perte (LOSS).

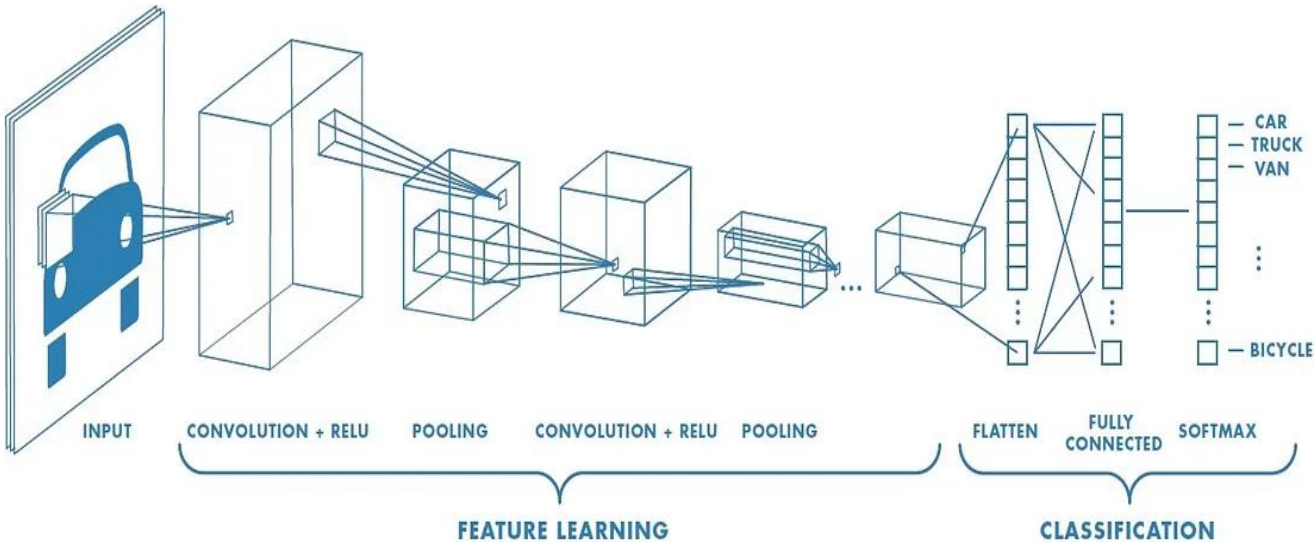


Figure IV.1: Architecture d'un réseau de neurones à convolution [73]

IV.5. Les couches de CNN :

IV.5.1. Couche de convolution (CONV)

La couche de convolution est un élément essentiel des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et est généralement la première couche de ces réseaux.

Son objectif est de détecter la présence d'un ensemble de caractéristiques dans les images en entrée. Pour cela, elle effectue une opération de filtrage par convolution : elle fait "glisser" une fenêtre représentant la caractéristique souhaitée sur l'image et calcule le produit de convolution entre la fenêtre et chaque région balayée de l'image. Dans ce contexte, une caractéristique est considérée comme un filtre, les deux termes étant équivalents.

La couche de convolution reçoit plusieurs images en entrée et effectue la convolution de chaque image avec chaque filtre. Les filtres correspondent exactement aux caractéristiques que l'on souhaite détecter dans les images.

Pour chaque paire (image, filtre), on obtient une carte d'activation, également appelée carte de caractéristiques, qui indique l'emplacement des caractéristiques dans l'image : plus la valeur est élevée, plus la région correspondante de l'image ressemble à la caractéristique.

Contrairement aux méthodes traditionnelles, les caractéristiques ne sont pas prédéfinies selon un formalisme particulier, mais sont apprises par le réseau pendant la phase d'entraînement Les noyaux des filtres représentent les poids de la couche de convolution. Ils sont initialisés puis mis à jour à l'aide de la rétro propagation du gradient.

C'est là toute la puissance des réseaux neuronaux convolutifs : ils sont capables de déterminer automatiquement les éléments discriminants d'une image en s'adaptant au problème donné. Par exemple, si le problème consiste à distinguer les chats des chiens, les caractéristiques automatiquement apprises peuvent décrire la forme des oreilles ou des pattes [74]

Lors de l'utilisation d'un CNN, il existe trois hyper paramètres importants que nous devons choisir :

- ***Profondeur de la couche :*** il s'agit du nombre de noyaux de convolution utilisés, ce qui correspond également au nombre de neurones associés à un même champ récepteur. Une profondeur plus élevée permet au réseau d'apprendre des caractéristiques plus complexes.
- ***Le pas (Stride) :*** il contrôle le chevauchement des champs récepteurs lors de la convolution. Un pas plus petit entraîne un chevauchement plus important et génère un volume de sortie plus grand.
- ***La marge à 0 (Rembourrage) ou zéro pad ding :*** parfois, il est utile d'ajouter des zéros autour du volume d'entrée. La taille de ce "zéro pad ding" est le troisième hyper paramètre. Cette marge permet de contrôler la dimension spatiale du volume de sortie. En conservant la même surface que celle du volume d'entrée, elle peut aider à préserver les informations sur les bords de l'image.

En résumé, la couche de convolution est essentielle dans un CNN. Elle effectue la convolution des images avec des filtres pour extraire des caractéristiques importantes. Les hyper paramètres

tels que la profondeur, le pas et la marge jouent un rôle crucial dans la manière dont la convolution est appliquée et dans la dimension du volume de sortie [75].

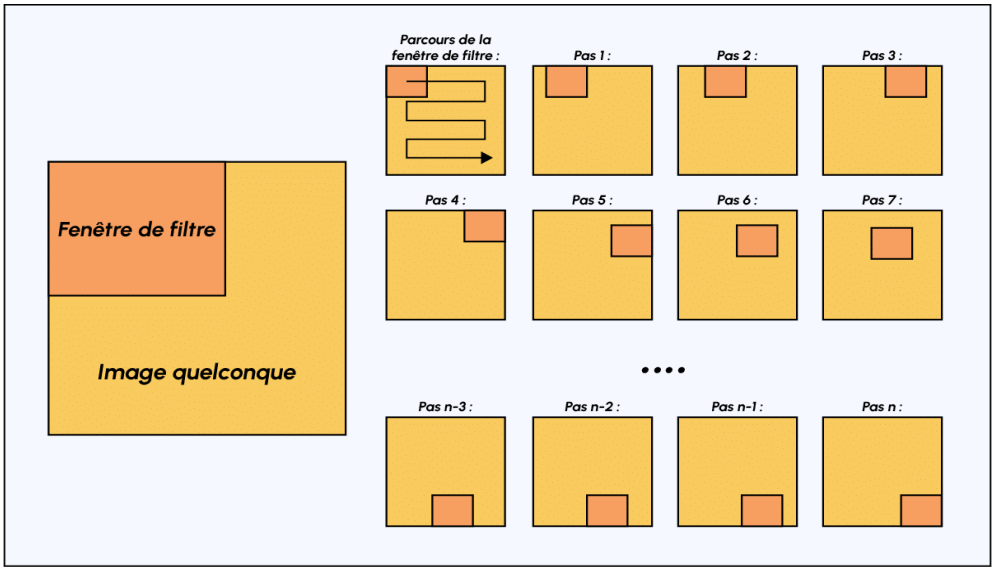


Figure IV.2: Exemple sur l'opération de convolution [95]

En commençant par le premier filtre, l'opération de convolution commence au coin supérieur gauche de la matrice de la même taille que le filtre de convolution. L'opération de convolution est la somme des produits des éléments qui sont situées sur les mêmes positions des deux matrices. Le résultat de 7 dans la matrice de résultat est trouvé comme suit [76] :

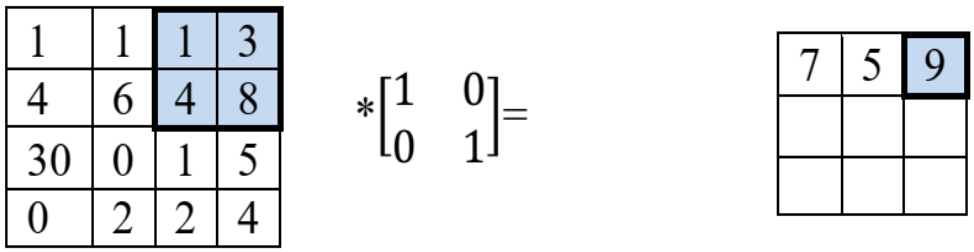
$(1\times1) + (1\times0) + (4\times0) + (6\times1) = 7$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 3 \\ 4 & 6 & 4 & 8 \\ 30 & 0 & 1 & 5 \\ 0 & 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}$$

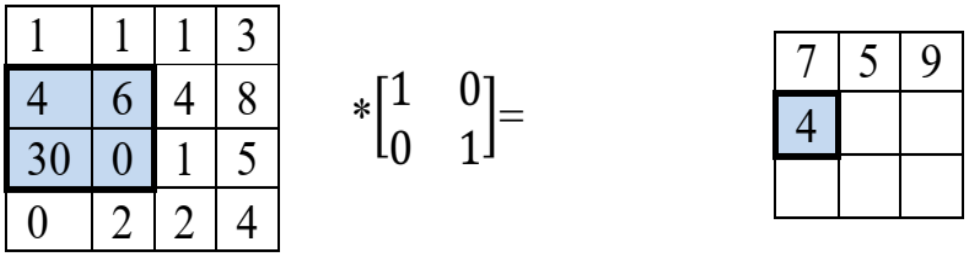
Une autre opération de convolution est menée pour la prochaine sous-matrice :

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 3 \\ 4 & 6 & 4 & 8 \\ 30 & 0 & 1 & 5 \\ 0 & 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 & 5 & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}$$

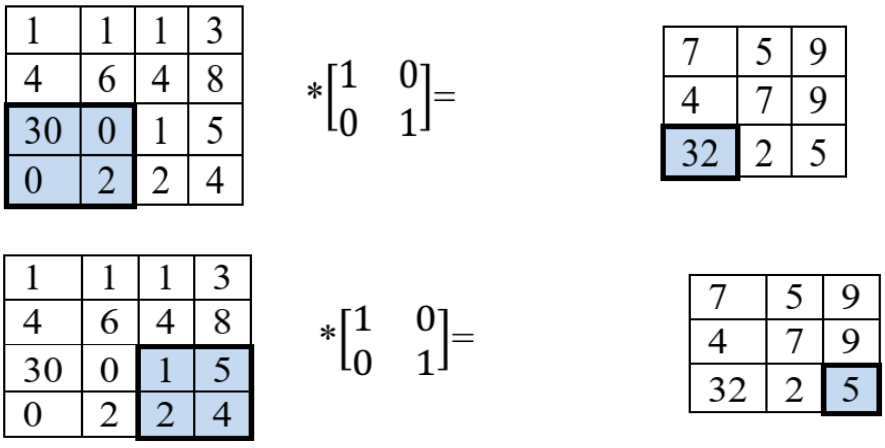
De la même manière, la troisième opération de convolution est menée, comme il est montré dans la figure



Une fois la rangée du haut terminée, la rangée suivante recommence à partir de la gauche.



Le même processus se répète jusqu'à ce que la carte des caractéristiques du filtre donné soit produite, comme le montre la figure.



IV.5.2. Couche de pooling (POOL)

La couche pooling placé généralement entre deux couches de convolution, cette couche mise en commun vise à réduire progressivement la dimensionnalité de la représentation, et donc à réduire encore le nombre de paramètres et la complexité de calcul du modèle, mais conserve les caractéristiques importantes. Cette opération remplace un carré de pixels (généralement 2×2 ou 3×3) par une seule valeur [77]

- **Type de pooling :**

-pooling moyen : il prend la moyenne de tous les pixels de la sélection (figure)

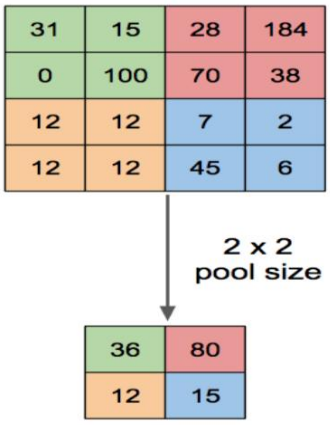


Figure IV.3: Pooling moyen [95]

-pooling max : il prend le pixel qui a la valeur maximale entre tous les pixels de la sélection (figure)

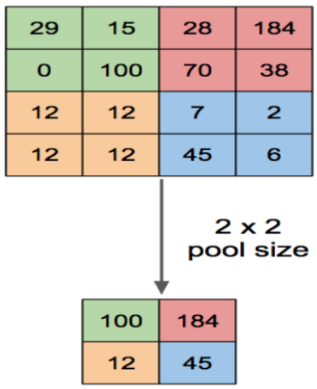


Figure IV.4: Pooling maximale [95]

IV.5.3. Couches de correction (RELU)

Il est possible d'améliorer l'efficacité du traitement en intercalant une couche entre les couches de traitement qui effectuera une fonction mathématique (fonction d'activation) sur les signaux de sortie.

La fonction ReLU (abréviation d'Unités Rectifié linéaires) : F(x) = max (0, x) Cette fonction force les neurones à renvoyer des valeurs positives. [78]

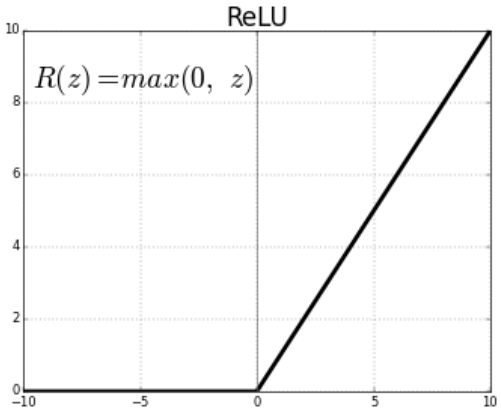


Figure IV.5: allure de la fonction ReLU [78]

IV.5.4. Couches entièrement connectée (FC)

Après plusieurs couches de convolution et de max -pooling, le raisonnement de haut niveau dans le réseau neuronal se fait via des couches entièrement connectées. Les neurones dans une couche entièrement connectée ont des connexions vers toutes les sorties de la couche précédente (comme on le voit régulièrement dans les réseaux réguliers de neurones). Leurs fonctions d'activations peuvent donc être calculées avec une multiplication matricielle suivie d'un décalage de polarisation [79].

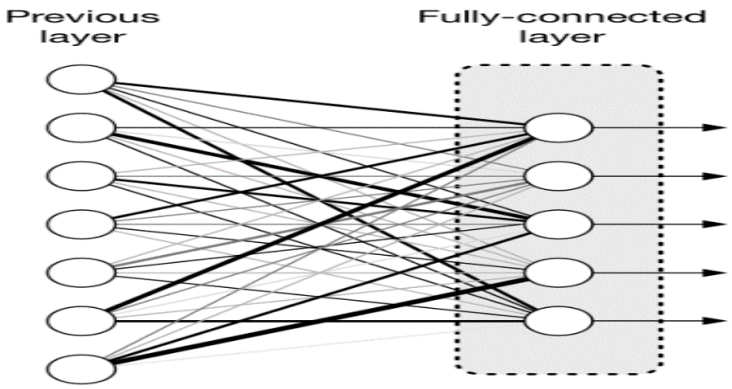


Figure IV.6: Couche entièrement connectée (FC) [79]

IV.5.5. Couches de perte (LOSS)

La fonction de perte, aussi appelée fonction d'erreur ou de coût, mesure la différence entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles (étiquettes). Elle produit une valeur scalaire représentant l'erreur moyenne du modèle sur les données d'entraînement, utilisée pour ajuster les paramètres du modèle via un algorithme d'optimisation afin de minimiser l'erreur. Les types de fonctions de perte varient selon les tâches : MSE (Mean Squared Error) pour la régression, et

l'entropie croisée pour la classification. L'entropie croisée, souvent combinée avec la fonction Soft max, transforme les sorties du réseau en une distribution de probabilités normalisées [80].

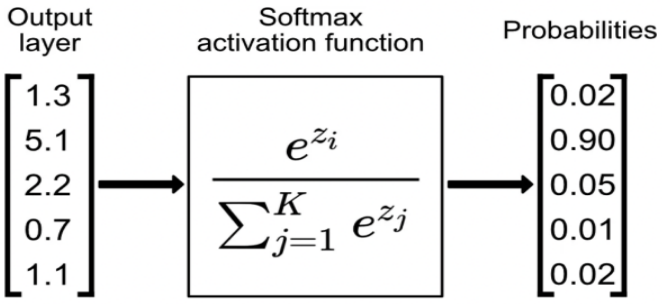


Figure IV.7: Fonction soft max [80]

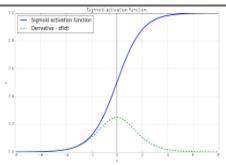
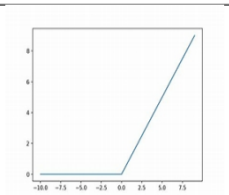
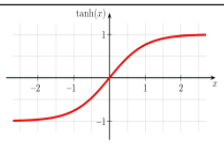
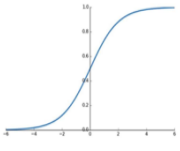
IV.6. Fonction d'activation

Dans les réseaux de neurones artificiels, les fonctions d'activation jouent un rôle fondamental dans l'apprentissage et la modélisation des relations complexes entre les entrées et les sorties. Une fonction d'activation transforme la sortie linéaire d'un neurone (c'est-à-dire la somme pondérée des entrées) en une forme non linéaire, permettant ainsi au réseau de capturer des structures plus complexes dans les données.

L'objectif principal des fonctions d'activation est d'introduire de la non-linéarité dans le modèle. Sans cette non-linéarité, un réseau de neurones, même composé de plusieurs couches, se comporterait comme un modèle linéaire simple. C'est justement cette non-linéarité qui permet au réseau de modéliser des fonctions plus élaborées et de résoudre des problèmes complexes tels que la reconnaissance d'images, la traduction automatique, ou d'autres tâches d'apprentissage machine.

Il existe plusieurs types de fonctions d'activation, chacune présentant ses propres caractéristiques, avantages et inconvénients. Parmi les plus utilisées, on trouve la sigmoïde, la tangente hyperbolique (tanh), la fonction ReLU (Rectified Linear Unit), et la fonction soft max. Le tableau suivant compare ces différentes fonctions d'activation pour une entrée xxx, en mettant en évidence leurs définitions, leurs dérivées, ainsi que les intervalles dans lesquels elles opèrent. [89]

Tabule IV.1: comparatif des fonctions d'activation [90]

Fonction	Définition	Graphe	Dérivée	Intervalle
Sigmoïde	$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$		$\sigma'(x) = \sigma(x)(1-\sigma(x))$	$[0,1]$
ReLU	$f(x) = \max(0,x)$		$f'(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x > 0 \end{cases}$	$[0,\infty)$
Tanh	$\tanh(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}$		$\tanh'(x) = 1 - \tanh^2(x)$	$[-1,1]$
Softmax	$\sigma(x)_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^{K} e^{x_k}}$		Varie	$[0,1]$

IV.7. Les avantages et les inconvénients d'un CNN

IV.7.1. Avantages de CNN

L'un des avantages majeurs des réseaux de neurones convolutifs (CNN) est leur capacité à apprendre directement à partir d'images brutes, sans nécessiter de prétraitement ni d'intervention manuelle. Ils peuvent extraire automatiquement les caractéristiques essentielles telles que les bords, les formes et les couleurs. Cela permet de réduire la dimensionnalité et la complexité des données, rendant l'entraînement et l'inférence plus rapides et plus efficaces. En exploitant la structure spatiale et hiérarchique des images, les CNN construisent des représentations de plus en plus abstraites, ce qui leur confère une forte capacité de généralisation sur de nouvelles données non vues. [81]

IV.7.2. Inconvénients de CNN

Bien que puissants, les CNN présentent certains inconvénients notables. Ils nécessitent de grandes quantités de données étiquetées pour un apprentissage efficace, ce qui peut s'avérer coûteux et chronophage. Ils sont également vulnérables au surajustement, mémorisant parfois les détails

inutiles des données d'entraînement, ce qui nuit à leur capacité de généralisation. Pour limiter ce phénomène, des techniques comme le dropout, la normalisation par lots et l'augmentation des données sont nécessaires, au prix d'une complexité et d'un coût computationnel accrus. Enfin, leur nature de "boîte noire" rend leur interprétation difficile, posant des problèmes en matière de transparence dans les domaines critiques comme la santé ou la sécurité. [81]

IV.8. Paramètre des CNN

Nous devons choisir dans les CNNs le nombre de couches de convolution, de correction Relu, de pooling, et de couches entièrement connectées. Il faut également définir les paramètres pour chaque couche de convolution et de pooling. Trois paramètres permettent de dimensionner une couche de convolution : le nombre de noyaux de convolution, le pas de chevauchement et la marge à zéro (zéro padding) qui définit le nombre de zéros sur les frontières des cartes, même s'il est parfois souhaitable de conserver la même surface que celle des cartes d'entrée. Concernent la couche de pooling, celle-ci est définie par la taille de la fenêtre de traitement et par le pas de chevauchement. En pratique, une fenêtre de (2*2) avec un pas de 1 sont souvent choisis. [82]

- **Le padding :** consiste simplement à ajouter des 0 tous autour d'une matrice pour en augmenter la taille. [83]

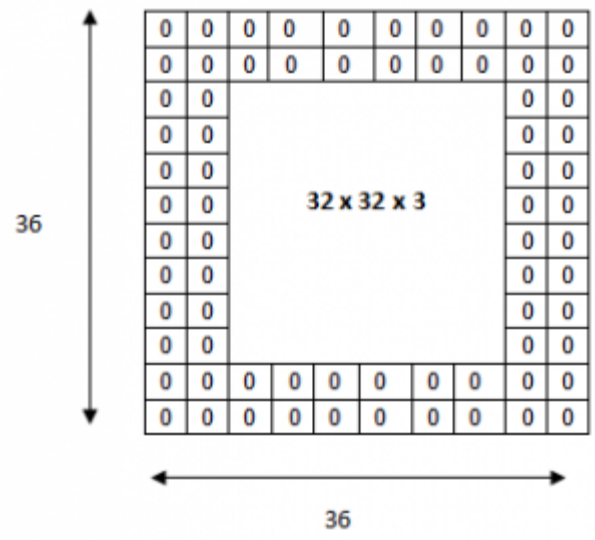


Figure IV.8: Padding de 2 autour d'une image de taille 32×32 [83]

IV.9. L'optimisation et les hyperparamètres d'un CNN

L'optimisation des réseaux de neurones convolutifs (CNN) repose sur un réglage minutieux de plusieurs hyperparamètres, ainsi que sur l'utilisation de techniques spécifiques visant à améliorer leur efficacité et leur robustesse. Voici une analyse détaillée de ces éléments essentiels [90] :

IV.9.1. Taux d'apprentissage (Learning Rate)

Le taux d'apprentissage détermine la vitesse à laquelle le réseau ajuste ses poids afin de minimiser l'erreur. Un taux trop élevé peut entraîner une instabilité et empêcher la convergence du modèle, tandis qu'un taux trop faible peut ralentir l'apprentissage et piéger le modèle dans des minima locaux.

IV.9.2. Nombre et taille des filtres

Le nombre et la taille des filtres dans chaque couche convolutive influencent la capacité du modèle à détecter des caractéristiques à différents niveaux de granularité. Des filtres plus nombreux et de plus grande taille permettent de capturer des caractéristiques plus complexes, mais augmentent également le coût computationnel.

IV.9.3. Choix de l'optimiseur

L'optimiseur affecte directement la vitesse et la qualité de convergence du modèle. Parmi les options courantes :

- **SGD (Stochastic Gradient Descent)** : cet optimiseur met à jour les paramètres du modèle en utilisant un sous-ensemble aléatoire des données à chaque itération. Il permet des ajustements rapides et efficaces, ce qui est particulièrement utile pour les grands ensembles de données.
- **Adam (Adaptive Moment Estimation)** : Adam ajuste automatiquement le taux d'apprentissage pour chaque paramètre du modèle en fonction des gradients passés. Il combine rapidité de convergence et stabilité, ce qui en fait un choix populaire pour de nombreux types de modèles.

IV.9.4. Techniques d'amélioration de la robustesse

- **Dropout** : le dropout est une technique de régularisation qui aide à prévenir le surapprentissage en désactivant aléatoirement certains neurones pendant l'entraînement. Cela oblige le réseau ne pas dépendre excessivement de caractéristiques spécifiques, ce qui améliore sa capacité de généralisation.
- **Normalisation par lots (Batch Normalization)** : cette technique ajuste et met à l'échelle les activations pour stabiliser l'apprentissage. Elle aide à réduire les problèmes liés à la disparition ou à l'explosion des gradients en maintenant les activations dans une plage stable, ce qui accélère l'entraînement et améliore les performances globales du modèle. [90]

IV.10. Exemples de CNN et transfert d'apprentissage

Il est plus usuel d'utiliser des modèles de CNNs déjà entrainer et de les réadapter pour le problème de classification ou autre, c'est ce que l'on appelle le transfert d'apprentissage. Il s'agit de transférer l'apprentissage d'un modèle traitant un problème vers un autre type de problème. On peut effectuer cette opération de deux manières :

- L'extraction de variables du CNN : ici, le CNN est utilisé comme un extracteur, c'est-à- dire qu'un vecteur est extrait à partir d'une certaine couche du modèle sans rien modifier à sa structure ou son poids et le vecteur précédemment extrait est utilisé pour une nouvelle tâche.
- Le réglage fin du modèle de CNN : ici, le nouveau réseau est initialisé avec les poids et la structure du modèle pré-entraîné à utiliser. La structure du modèle pré-entraîné est légèrement modifiée pour la nouvelle tâche, et enfin le nouveau modèle est entraîné pour la nouvelle tâche.

Il existe un grand nombre de réseaux CNN pré entrainés, les plus connus sont :

IV.10.1. LeNet-5

LeNet-5, un modèle de réseau convolutionnel à 7 couches, développé par LeCun et al. En 1998, conçu pour la reconnaissance des chiffres, a été utilisé par quelques banques pour interpréter les chiffres sur des images numérisées de 32 x 32 pixels en niveaux de gris. Il est devenu l'architecture la plus couramment utilisée par les chercheurs pour la localisation d'objets. [84]

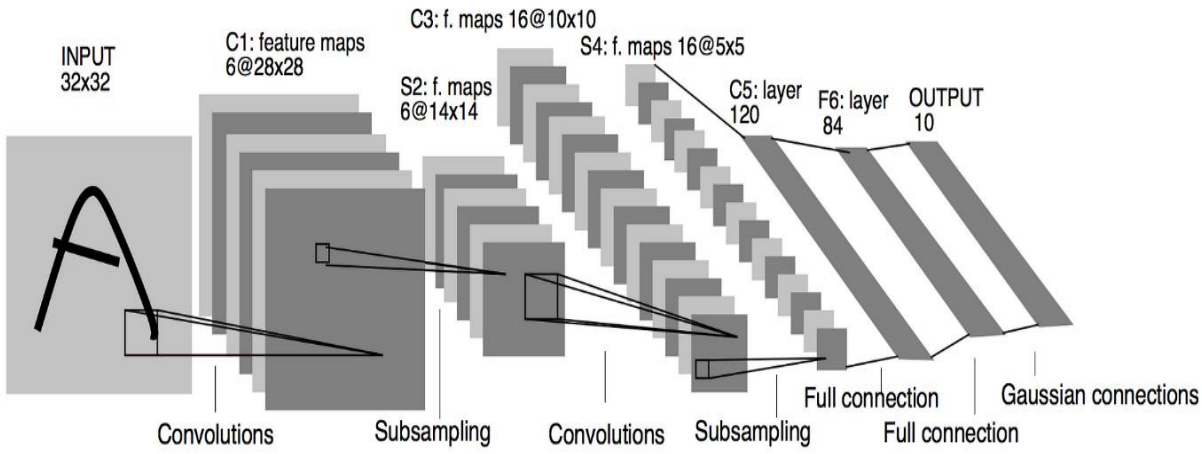


Figure IV.9: LeNet-5 Architecture [84]

IV.10.2. Alex Net

Le succès d'Alex Net a enthousiasmé tout le monde. Ses performances en classification d'images étaient manifestement supérieures aux méthodes précédentes. Ce n'est qu'à ce moment-là que les chercheurs ont commencé à investir dans l'apprentissage profond.Alex Net est une grande

structure de réseau avec 60 millions de paramètres et 650 000 neurones. Les statistiques détaillées peuvent être trouvées dans le tableau 103.

En 2012, Alex Krizhevsky et ses collaborateurs ont proposé un modèle CNN plus profond et plus large que LeNet, remportant ainsi le défi le plus difficile de reconnaissance visuelle d'objets, appelé *Image Net Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)* en 2012. Alex Net a atteint une précision de reconnaissance inégalée, surpassant toutes les approches traditionnelles d'apprentissage automatique et de vision par ordinateur. Ce fut une avancée majeure dans les domaines de l'apprentissage automatique et de la vision par ordinateur pour les tâches de reconnaissance et de classification visuelles, marquant un tournant où l'intérêt pour l'apprentissage profond a connu une forte croissance. [85]

Tabule IV.2: Paramètres dans Alex Net [103]

Number	Layer Name	Type	Details
1	'data'	Image Input	227x227x3 images with 'zerocenter' normalization
2	'conv1'	Convolution	96 11x11x3 convolutions with stride [4 4] and padding [0 0 0 0]
3	'relu1'	ReLU	
4	'norm1'	Cross Channel Normalization	cross channel normalization with 5 channels per element
5	'pool1'	Max Pooling	3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
6	'conv2'	Convolution	256 5x5x48 convolutions with stride [1 1] and padding [2 2 2 2]
7	'relu2'	ReLU	
8	'norm2'	Cross Channel Normalization	cross channel normalization with 5 channels per element
9	'pool2'	Max Pooling	3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
10	'conv3'	Convolution	384 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
11	'relu3'	ReLU	
12	'conv4'	Convolution	384 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
13	'relu4'	ReLU	
14	'conv5'	Convolution	256 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
15	'relu5'	ReLU	
16	'pool5'	Max Pooling	3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
17	'fc6'	Fully Connected	4096 fully connected layer
18	'relu6'	ReLU	
19	'drop6'	Dropout	50% dropout

20	'fc7'	Fully Connected	4096 fully connected layer
21	'relu7'	ReLU	
22	'drop7'	Dropout	50% dropout
23	'fc8'	Fully Connected	1000 fully connected layer
24	'prob'	Softmax	Softmax
25	'output'	Classification Output	crossentropyex with 'tench' and 999 other classes

L'architecture d'Alex Net est illustrée dans la figure. La première couche de convolution applique une opération de convolution suivie d'un *max pooling* avec une normalisation locale de la réponse (*Local Response Normalization – LRN*), utilisant 96 filtres récepteurs de taille 11×11. Le *max pooling* est effectué avec des filtres 3×3 et un pas de 2. La deuxième couche applique les mêmes opérations avec des filtres de taille 5×5. Les troisième, quatrième et cinquième couche de convolution utilisent des filtres de taille 3×3 avec respectivement 384, 384 et 296 cartes de caractéristiques. Deux couches entièrement connectées (*Fully Connected – FC*) sont utilisées avec un *dropout*, suivies d'une couche *Soft max* finale. Deux réseaux de structure similaire et ayant le même nombre de cartes de caractéristiques sont entraînés en parallèle. Deux concepts nouveaux, la normalisation locale de la réponse (LRN) et le *dropout*, sont introduits dans ce réseau. La LRN peut être appliquée de deux manières : soit sur une seule carte de caractéristiques (où une zone N×N est normalisée en fonction des valeurs voisines), soit entre les cartes de caractéristiques (normalisation selon la troisième dimension, pour un seul pixel ou emplacement). [86]

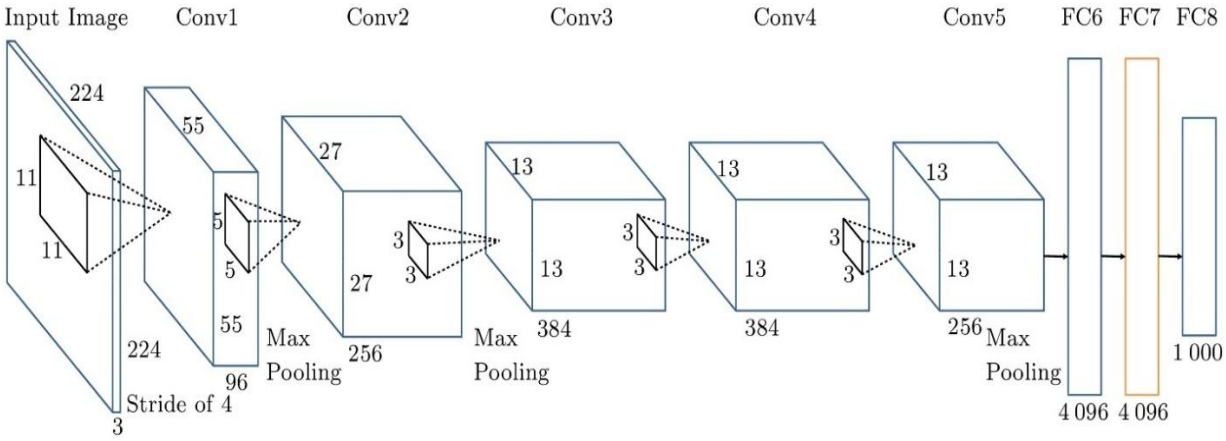


Figure IV.10: Architecture Alex Net [86]

Alex Net comprend trois couches de convolution et deux couches entièrement connectées. Lors du traitement du jeu de données Image Net, le nombre total de paramètres peut être estimé comme suit pour la première couche : les échantillons en entrée sont de taille 224×224×3, les filtres (ou

noyaux) ont une taille de 11, avec un pas (*stride*) de 4, ce qui donne une sortie de taille 55×55×96 pour cette première couche de convolution. Selon les équations de la section 3.1.4, cette couche comporte 290 400 neurones (55×55×96) et 364 poids (11×11×3 = 363 + 1 biais). Le nombre total de paramètres pour cette couche est donc de 290 400 × 364 = 105 705 600. En résumé, le réseau Alex Net comporte au total environ 61 millions de poids et 724 millions d'opérations de multiplication-accumulation (MACs).[86]

IV.10.3. VGG Net

Le deuxième au classement du défi ILSVRC 2014 est VGG Net, développé par Simonyan et Zisserman. VGG Net se compose de seize couches convolutionnelles et est particulièrement apprécié en raison de son architecture extrêmement uniforme. Ces dernières années, VGG Net est l'une des architectures les plus renommées utilisées dans le domaine de l'apprentissage profond. Il ressemble à Alex Net avec des convolutions de 3 x 3, mais dispose de beaucoup plus de canaux. Actuellement, il est l'une des options les plus recherchées dans le réseau pour l'extraction des caractéristiques des images. [84]

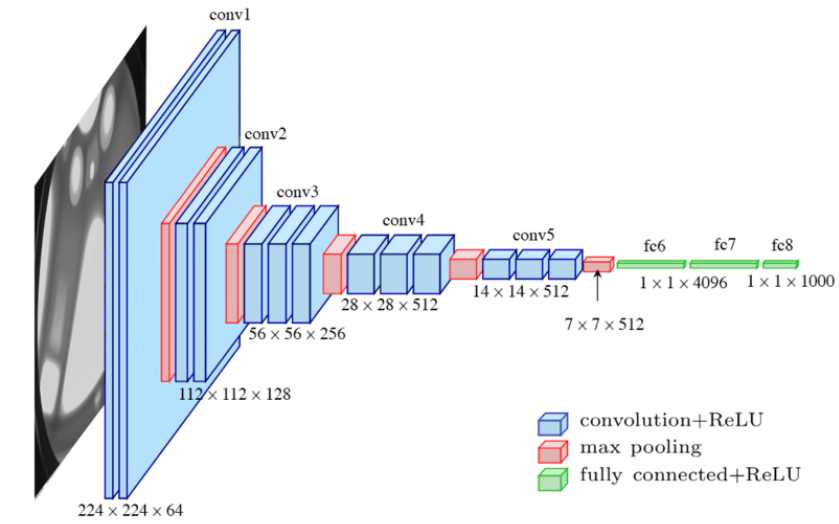


Figure IV.11: structure de VGG [84]

IV.10.4. Google Net

Google Net a 22 couches de profondeur, et presque 12 fois moins de paramètres (donc plus rapide et moins que Alex Net et beaucoup plus précis. Il réduit le nombre de paramètres de 60 millions (Alex Net) à 4 millions. Leur idée était de créer un modèle qui pourrait également être utilisé sur un Smartphone (conserver un budget de calcul d'environ 1,5 milliard de multiplications par prévision) Couche de lancement : l'idée de la couche de lancement est de couvrir une plus

grande surface, mais aussi de conserver une résolution fine pour les petites informations sur les images. L'idée est donc de convoler en parallèle différentes tailles, des tailles plus précis.

(1*1) à un plus grand (5*5). Le moyen le plus simple d'améliorer les performances en matière d'apprentissage en profondeur consiste à utiliser plus de couches et plus de données. Google Net utilise 9 modules de démarrage. Le problème est que plus de paramètres signifient également que votre modèle est plus enclin à sur- adapter. Ainsi, pour éviter une explosion de paramètres sur les couches initiales. [87]

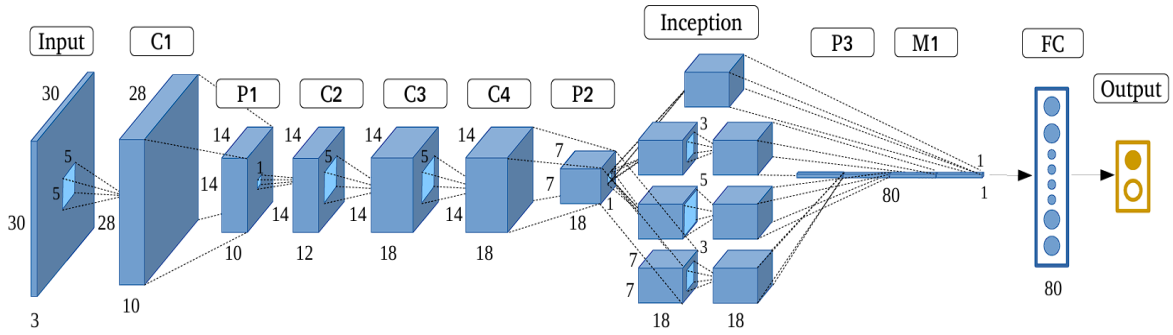


Figure IV.12: Architecture de Google Net [84]

IV.10.5. Res Net

Le réseau de neurones résiduels a été introduit par Kaiming He et al. Avec des "connexions de saut" et des fonctions de normalisation de groupe en 2015. Ces réseaux de saut sont également appelés dispositifs à portes ou dispositifs récurrents à portes, et présentent une forte ressemblance avec les ajouts efficaces associés aux RNNs. Sur la base de ce système, ils ont pu construire un réseau de neurones (NN) avec 152 couches tout en ayant une variance inférieure à celle de VGG Net. Il atteint un taux d'erreur de 3,57 % dans le top 5, ce qui surpasse l'exécution du réseau humain sur ce jeu de données. [88]

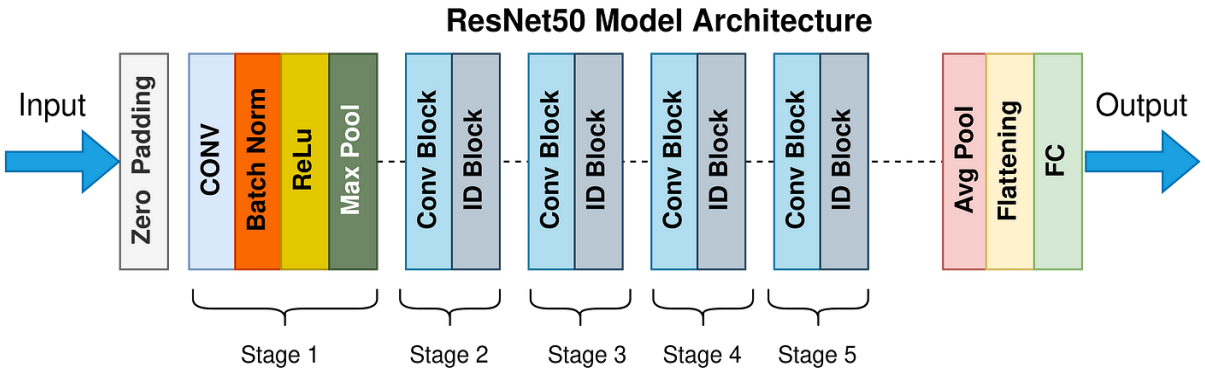


Figure IV.13: Architecture un bloc de ResNet [88]

IV.11. Transfert Learning (apprentissage par transfert)

IV.11.1. Concept essentiel de l'apprentissage profond

Lorsque nous cherchons à apprendre une nouvelle tâche, le premier réflexe humain est de mobiliser les connaissances déjà acquises afin de faciliter et d'accélérer le processus d'apprentissage. Nous utilisons notre savoir dans un domaine pour l'appliquer à une tâche appartenant à un domaine similaire. Plus ces deux domaines sont proches, plus il devient aisé de maîtriser la nouvelle tâche, l'apprentissage profond fonctionne selon un principe similaire. Toutefois, pour résoudre des tâches complexes et souvent très spécifiques, il requiert une quantité importante de données, avec une distribution suffisamment représentative pour permettre la généralisation à un large éventail de cas. De plus, en mode supervisé, ces données doivent être annotées, ce qui rend leur collecte encore plus difficile. Il est en effet souvent complexe de constituer de tels ensembles de données pour chaque domaine associé à une tâche particulière.

Le principe du transfert d'apprentissage repose sur l'idée que les connaissances acquises (c'est-à-dire les paramètres d'un modèle) lors de l'apprentissage d'une tâche donnée peuvent constituer un meilleur point de départ pour l'apprentissage d'une nouvelle tâche plus ou moins similaire, comparé à une initialisation aléatoire des paramètres dans le cadre d'un apprentissage automatique traditionnel. [91]

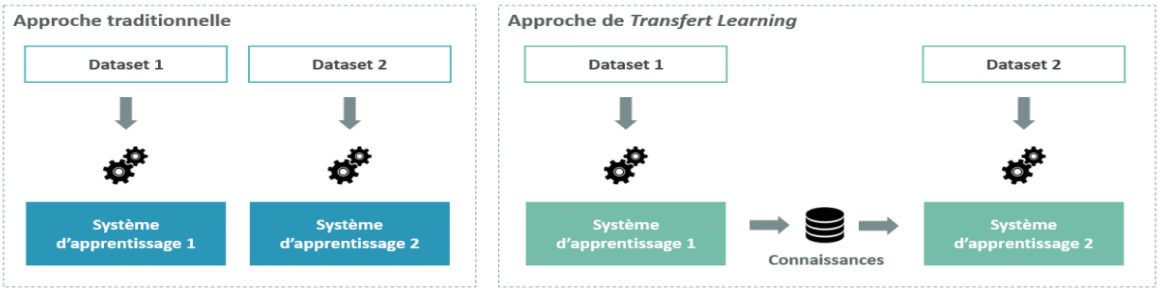


Figure IV.14: Apprentissage machine traditionnel vs transfert d'apprentissage [91]

IV.11.2. Méthodes de transfert d'apprentissage

Le transfert d'apprentissage permet d'exploiter la puissance des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) pré-entraînés, évitant ainsi la complexité de la création de nouveaux réseaux. Cette technique utilise des modèles pré-entraînés pour des problèmes de classification généraux et les adapte à des problèmes spécifiques avec une quantité raisonnable de données annotées. Ces méthodes : [90]

- **Extraction automatique de caractéristiques :** L'extraction automatique de caractéristiques utilise uniquement la partie convolutive d'un réseau pré-entraîné comme extracteur de

caractéristiques. Par exemple, le réseau VGG-16 est tronqué pour ne garder que les couches convolutives, qui sont gelées pour indiquer l'absence d'entraînement supplémentaire. Le processus consiste à utiliser le réseau convolutif tronqué pour prendre en entrée une image et produire un vecteur de caractéristiques (code CNN), qui alimente ensuite un nouveau classificateur. Cette méthode présente plusieurs avantages, notamment la transformation des images en vecteurs de petites dimensions, facilitant ainsi la classification, et la liberté d'utiliser différents classificateurs selon les besoins. De plus, elle permet une exploitation possible sur CPU, évitant ainsi l'investissement dans des GPU.

- **Fine-tuning :** Le fine-tuning consiste à utiliser un modèle pré-entraîné comme point de départ et à le réentraîner sur un nouveau problème. Ce processus permet de tirer parti de l'architecture optimisée et des capacités d'extraction de caractéristiques d'un modèle existant. Il inclut l'adaptation de la dernière couche du modèle pour correspondre au nouveau problème de classification (par exemple, remplacer la couche finale de VGG-16 pour passer de 1000 à 10 catégories), et éventuellement l'ajout d'une couche intermédiaire ou la modification de la taille des couches existantes. Les couches initiales sont gelées, et les couches finales sont réentraînées avec un faible taux d'apprentissage (de l'ordre de 10−3). Les avantages de cette méthode incluent l'utilisation d'une architecture éprouvée et optimisée, ainsi que l'amélioration de la performance finale par rapport à l'extraction automatique de caractéristiques seule. [90]

IV.11.3. Types d'apprentissage

- **Apprentissage supervisé :**

  L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage basée sur l'utilisation de données étiquetées. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, l'environnement dispose d'un ensemble d'entrées et de sorties correspondantes. Il modifie donc de façon itérative les paramètres du réseau afin d'obtenir une bonne approximation des sorties souhaitées.

  Il existe plusieurs approches d'apprentissage dans le cadre de l'apprentissage profond, principalement les réseaux de neurones profonds (DNN), les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (RNN) [92].

- **Apprentissage semi-supervisé :**

  L'apprentissage semi-supervisé repose sur des ensembles de données partiellement étiquetées. Dans certains cas, l'apprentissage par renforcement profond et les réseaux génératifs adversariaux (GAN) sont utilisés comme techniques d'apprentissage semi-supervisé [92].

- **Apprentissage non supervisé :**

L'apprentissage non supervisé est un système d'apprentissage qui peut être exécuté sans étiquettes de données. Dans ce cas, l'agent apprend des représentations internes ou des caractéristiques importantes afin de découvrir des relations ou des structures inconnues dans les données d'entrée.

Généralement, le regroupement, la réduction de dimensions et les techniques génératives sont souvent envisagés comme des méthodes d'apprentissage non supervisé.

De nombreux modèles de la famille du deep learning peuvent être utilisés efficacement pour le clustering et la réduction de la dimensionnalité non linéaire, y compris les auto-encodeurs (AE), les machines de Boltzmann restreintes (RBM) et les GAN récemment développés. Par ailleurs, les RNN sont également utilisés pour l'apprentissage non supervisé dans de nombreux domaines d'application [92].

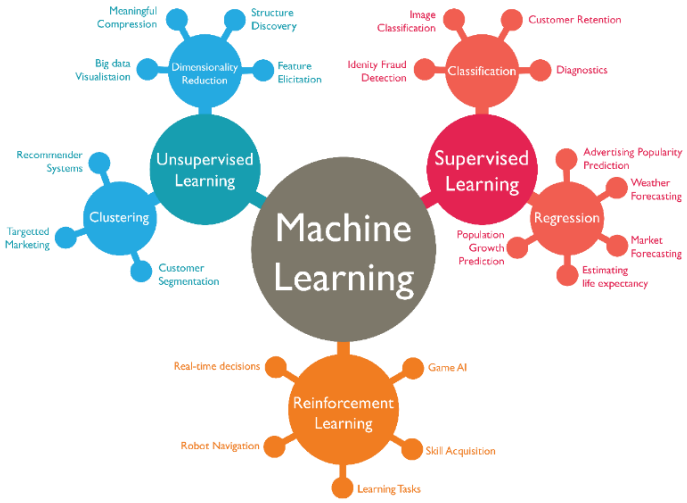


Figure IV.15: Différentes types d'apprentissage [92]

IV.11.4. Les avantages de l'apprentissage par transfert dans le domaine médical

- **Amélioration des performances en présence de données limitées :** Dans le domaine médical, il est souvent difficile de collecter de grandes quantités de données annotées en raison des coûts, du temps requis, et des préoccupations relatives à la confidentialité des patients. L'apprentissage par transfert permet de tirer parti de modèles pré-entraînés sur des bases de données volumineuses (telles qu'Image Net) afin d'améliorer les performances sur des ensembles de données médicales plus petits. Cela permet de créer des modèles efficaces, même avec un nombre réduit d'exemples médicaux. [93]
- **Réduction du temps et des ressources nécessaires à l'entraînement :** Former un modèle de deep learning à partir de zéro nécessite une puissance de calcul et un temps considérable.

Grâce à l'apprentissage par transfert, il est possible de réutiliser les connaissances acquises lors d'autres tâches, ce qui permet de réduire de manière significative le temps d'entraînement et les ressources matérielles nécessaires (telles que les GPU, la mémoire, etc.). [93]

- **Amélioration de la précision des diagnostics :** Les modèles utilisant l'apprentissage par transfert atteignent généralement une meilleure précision, ce qui est crucial en médecine, où une erreur peut avoir des conséquences graves. Par exemple, dans le diagnostic du cancer, même une légère amélioration du taux de détection peut sauver des vies. Le transfert de connaissances permet d'extraire des caractéristiques discriminantes plus pertinentes, ce qui conduit à des résultats plus fiables.
- **Meilleure généralisation sur des données variées :** Les données médicales peuvent varier considérablement d'un hôpital à un autre, en fonction des machines utilisées, des protocoles, ou des populations de patients. L'apprentissage par transfert favorise une meilleure capacité de généralisation, car les modèles pré-entraînés ont déjà appris des représentations robustes sur une grande diversité d'images. [94]
- **Accélération de l'intégration de l'IA dans le système de santé :** En réduisant les barrières techniques et les coûts de développement, l'apprentissage par transfert facilite le déploiement de solutions intelligentes dans les hôpitaux et les cliniques. Il contribue ainsi à démocratiser l'usage de l'intelligence artificielle en médecine, en rendant ces technologies accessibles même aux structures disposant de ressources limitées. [94]

IV.12. Conclusion

Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) sont des technologies avancées en apprentissage profond, qui ont montré une grande efficacité dans la détection du cancer de la peau. Grâce à leur capacité à analyser les images médicales avec précision et à extraire automatiquement les caractéristiques, les CNN contribuent à améliorer la précision des diagnostics et à réduire les erreurs humaines, ce qui facilite la détection précoce du cancer. Bien que des défis liés à la disponibilité des données médicales existent, l'utilisation des CNN offre des solutions innovantes qui ouvrent la voie à une amélioration des soins de santé et à un diagnostic plus précis des maladies cutanées

Chapitre V

Utilisation d'un CNN pour la Prédiction de Cancer de Peau et Développement d'une Application de Diagnostic

V.1. Introduction

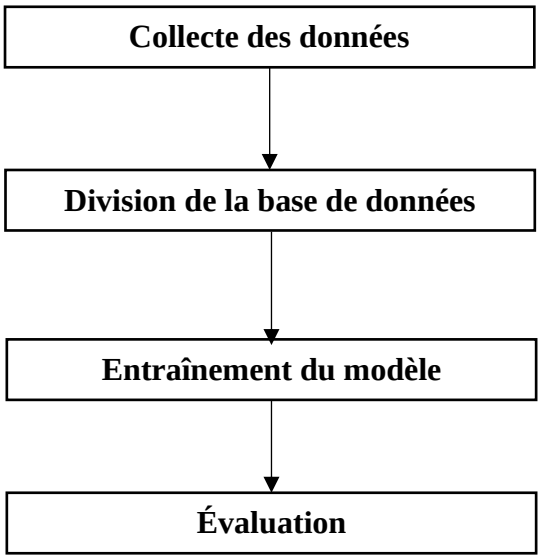
La détection précoce du cancer de la peau constitue un facteur déterminant pour améliorer significativement les chances de guérison et réduire le taux de mortalité. Grâce aux avancées rapides de l'intelligence artificielle, en particulier de l'apprentissage profond, il est désormais possible de concevoir des outils de diagnostic performants, capables d'assister les professionnels de santé et d'optimiser la qualité des soins. [96]

Ce chapitre a pour objectif de présenter les résultats obtenus ainsi que les étapes de développement d'un modèle efficace de classification des images de lésions cutanées, en s'appuyant sur la technique d'apprentissage par transfert utilisant le réseau de neurones convolutifs pré-entraîné AlexNet. Il décrit en détail les procédures de collecte et de traitement des données, l'entraînement du modèle, ainsi que l'évaluation de ses performances à l'aide d'indicateurs statistiques tels que la précision, le rappel, la matrice de confusion et la courbe ROC.

Enfin, une application pratique développée à l'aide de MATLAB App Designer est présentée. Celle-ci permet aux utilisateurs, notamment aux professionnels de santé, de charger des images dermatologiques et d'obtenir un diagnostic automatique indiquant si la lésion est bénigne ou maligne. Cette intégration entre modélisation intelligente et mise en œuvre concrète illustre le potentiel considérable de l'intelligence artificielle dans le domaine médical, en particulier pour le développement d'outils de diagnostic intelligents, fiables et accessibles.

V.2. Procédure de développement du modèle de classification

Dans cette partie expérimentale, nous détaillons l'ensemble des étapes suivies pour développer un modèle performant de classification des images de lésions cutanées. Pour ce faire, nous avons opté pour l'approche d'apprentissage par transfert, en exploitant le réseau de neurones convolutifs pré-entraîné AlexNet, largement reconnu pour son efficacité dans les tâches de vision par ordinateur. Le processus de développement est schématisé dans la figure IV.1 et comprend plusieurs étapes clés : la collecte et la préparation des données (prétraitement, redimensionnement et étiquetage), la configuration du modèle AlexNet pour l'adapter à notre tâche spécifique, l'entraînement du modèle sur les données préparées, et enfin l'évaluation des performances à l'aide de métriques telles que l'exactitude, la précision et le rappel. Cette approche vise à concevoir un système capable de distinguer efficacement entre différentes formes de lésions cutanées.



Organigramme V.1: Organigramme de la procédure suivie.

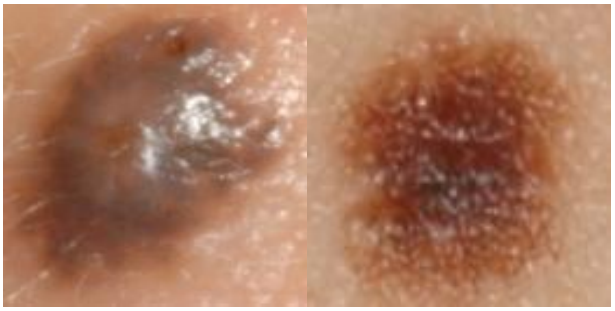
V.2.1. Collecte des données

Les données utilisées dans cette étude ont été extraites de la plateforme Kaggle, une référence mondiale en matière de partage de bases de données et d'organisation de compétitions en intelligence artificielle et en science des données. Cette plateforme offre aux chercheurs et développeurs un accès libre à une multitude de jeux de données de haute qualité, utiles pour l'entraînement et l'évaluation des modèles d'apprentissage automatique. [97]

Dans le cadre de notre projet, nous avons sélectionné un jeu de données comprenant 180 images de cancer de la peau, réparties en deux sous-dossiers représentant chacun une classe : lésions bénignes et lésions malignes, avec 80 images par classe. Cette structuration facilite l'apprentissage supervisé et permet une gestion efficace des données lors de l'entraînement. La figure V.2 illustre un échantillon d'images issues de notre dataset.



(a)



(b)

. **Figure V.2:** Échantillon d'images prise de notre base de données : (a) cancéreuses (b) non cancéreuses.

V.2.2. Division de la base de données

Pour garantir un apprentissage optimal du modèle tout en évitant les phénomènes de surapprentissage (overfitting) ou de sous-apprentissage (underfitting), il est essentiel de bien diviser les données. Plusieurs techniques de validation peuvent être utilisées :

- **Validation croisée K-fold** : divise les données en *k* sous-ensembles de taille similaire, en utilisant tour à tour un sous-ensemble pour la validation et les autres pour l'entraînement [98].
- **Méthode Hold-Out** : divise aléatoirement les données en deux ensembles selon un ratio défini (par exemple, 70 % pour l'entraînement et 30 % pour le test) [99].
- **Leave-One-Out (LOOCV)** : chaque échantillon est utilisé une seule fois comme jeu de test, le reste servant à l'apprentissage [100].
- **Sous-échantillonnage aléatoire répété :** crée plusieurs divisions aléatoires, en agrégeant les résultats [101].
- **Stratified Sampling** : garantit des proportions équitables entre les classes dans les ensembles d'apprentissage et de test [102].

Dans cette étude, nous avons adopté la méthode Hold-Out, en allouant 70 % des données à l'entraînement et 30 % au test, assurant ainsi un bon compromis entre efficacité d'apprentissage et évaluation sur des données inconnues.

V.2.3. Entrainement du modèle

La méthode d'apprentissage adoptée est celle de l'apprentissage par transfert. Le modèle utilisé, AlexNet, a été initialement entraîné pour classer 1 000 catégories d'images (animaux, objets, scènes, etc.). Sa structure lui confère une grande capacité de généralisation, mais un ajustement était nécessaire pour notre tâche spécifique.

Notre objectif est de classifier les images en deux catégories : *cancer* et *non cancer*. À cet effet, nous avons modifié les trois dernières couches du réseau :

- **La couche entièrement connectée (Fully Connected Layer) :** initialement conçue pour une classification en 1 000 classes, elle a été adaptée pour une classification binaire.
- **La couche Softmax :** applique la fonction de normalisation suivante pour convertir les logits z_i en probabilités :

$$\widehat{y_i} = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^{K} e^{z_k}} \qquad \text{(V.1)}$$

z_i : est la sortie du modèle pour la classe i (logit).

K : est le nombre total de classes (ici, 2).

e : constante d'Euler (≈ 2,718).

- **La couche de sortie (Output Layer)** : fournit la prédiction finale en distinguant les deux classes.

Ces ajustements ont permis au modèle de s'adapter aux exigences de la classification des lésions cutanées. Les détails des 25 couches du modèle modifié sont présentées dans le tableau V.1.

Tableau V.1. Les 25 couches du modèle AlexNet modifiées.

Numéros	Couches	Description	Détails
1	'data'	Image Input	227x227x3 images with 'zerocenter' normalization
2	'conv1'	Convolution	96 11x11x3 convolutions with stride [4 4] and padding [0 0 0 0]
3	'relu1'	ReLU	ReLU
4	'norm1'	Cross Channel Normalization	cross channel normalization with 5 channels per element
5	'pool1'	Max Pooling	3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]

6	'conv2'	Grouped Convolution	2 groups of 128 5x5x48 convolutions with stride [1 1] and padding [2 2 2 2]
7	'relu2'	ReLU	ReLU
8	'norm2'	Cross Channel Normalization	cross channel normalization with 5 channels per element
9	'pool2'	Max Pooling	3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
10	'conv3'	Convolution	384 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
11	'relu3'	ReLU	ReLU
12	'conv4'	Grouped Convolution	2 groups of 192 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
13	'relu4'	ReLU	ReLU
14	'conv5'	Grouped Convolution	2 groups of 128 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
15	'relu5'	ReLU	ReLU
16	'pool5'	Max Pooling	3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
17	'fc6'	Fully Connected	4096 fully connected layer
18	'relu6'	ReLU	ReLU
19	'drop6'	Dropout	50% dropout
20	'fc7'	Fully Connected	4096 fully connected layer
21	'relu7'	ReLU	ReLU
22	'drop7'	Dropout	50% dropout
23	'fc'	Fully Connected	2 fully connected layer
24	'softmax'	Softmax	Softmax
25	'classoutput'	Classification Output	crossentropy with classes 'Cancer' and 'Non_Cancer'

V.2.4. Evaluation du modèle

L'évaluation d'un modèle ne peut se baser uniquement sur son taux de réussite apparent. Il est essentiel d'employer des mesures statistiques rigoureuses pour analyser sa performance. Les principales métriques utilisées sont:

- **Exactitude (Accuracy)** : proportion de prédictions correctes sur l'ensemble des prédictions.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad \text{(IV.2)}$$

- **Précision (Precision)** : proportion de vraies prédictions positives parmi les prédictions positives.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{(V.3)}$$

- **Rappel (Recall) ou Sensibilité** : proportion de cas réellement positifs correctement identifiés.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{(V.4)}$$

- **Score F1 (F1-score)** : moyenne harmonique entre la précision et le rappel

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad \text{IV.5)}$$

- **Spécificité (Specificity)** : proportion de cas négatifs correctement identifiés :

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad \text{(V.6)}$$

Définitions**:**

- TP (True Positives) : cas de cancer correctement prédits comme positifs,
- TN (True Negatives) : cas sans cancer correctement prédits comme négatifs,
- FP (False Positives) : cas sans cancer incorrectement prédits comme positifs,
- FN (False Negatives) : cas de cancer incorrectement prédits comme négatifs.

V.3. Résultats et discussion

Dans cette section, nous présentons l'évaluation des performances du modèle AlexNet adapté à la classification des images de cancer de la peau. L'évaluation a été réalisée sur un ensemble de validation représentant 30 % de la base de données initiale, sélectionné de manière aléatoire afin de garantir une estimation impartiale de la capacité de généralisation du modèle.

Le premier indicateur étudié est la précision globale (accuracy), qui mesure la proportion des prédictions correctes sur l'ensemble des cas testés. Le modèle a atteint une précision de 0,9375, indiquant que 93,75 % des échantillons ont été correctement classés comme « cancer » ou « non-cancer ». Pour analyser plus finement les performances du modèle, une matrice de confusion a été tracée (figure IV.3). Elle permet de distinguer les erreurs spécifiques commises pour chaque classe.

Résultats obtenus :

- **Vrais positifs (TP)** : 22 cas de cancer correctement identifiés.
- **Faux négatifs (FN)** : 2 cas de cancer non détectés.
- **Faux positifs (FP)** : 2 cas non cancéreux incorrectement identifiés comme cancéreux.
- **Vrais négatifs (TN)** : 23 cas non cancéreux correctement identifiés.

Ces résultats indiquent une bonne capacité du modèle à reconnaître les cas négatifs (non-cancer), mais une légère baisse de performance pour les cas positifs, ce qui est critique en milieu médical, car une erreur de type FN peut avoir de graves conséquences.

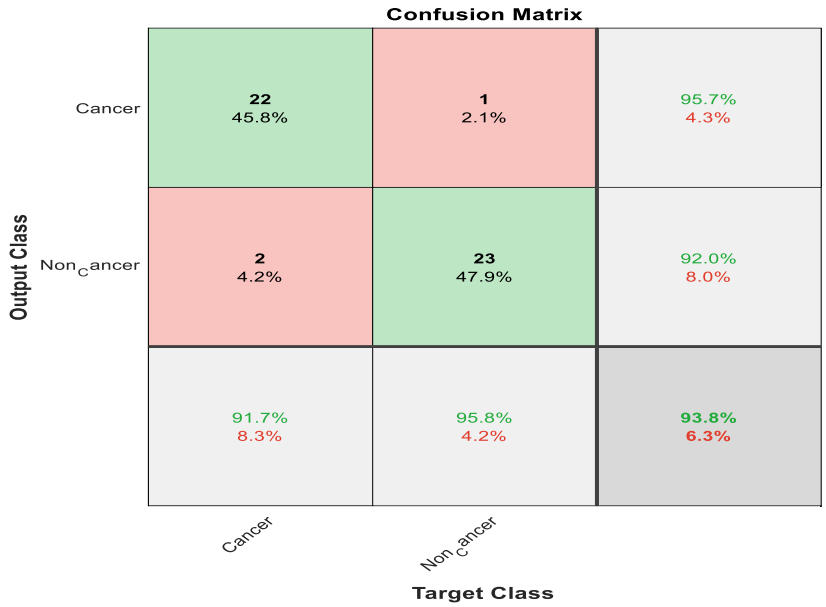


Figure V.3: Matrice de confusion de l'ensemble de validation.

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)**,** représentée en figure IV.4 permet d'évaluer la performance du modèle à différents seuils de classification. Elle trace la relation entre le taux de vrais positifs (TPR) et le taux de faux positifs (FPR) **:**

$$\text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{V.7}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \tag{V.8}$$

Plus la courbe se rapproche du coin supérieur gauche, meilleure est la capacité du modèle à distinguer les classes. L'aire sous la courbe (AUC) obtenue est de 0,94965, ce qui témoigne d'un excellent pouvoir discriminant du modèle, supérieur à 0,9, seuil généralement considéré comme excellent en classification binaire.

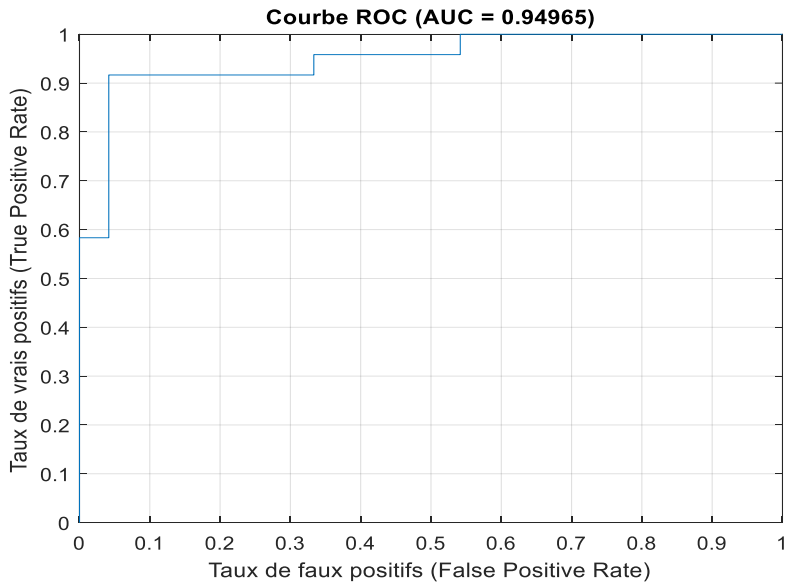


Figure V.4: La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic).

Pour une évaluation plus exhaustive, plusieurs métriques complémentaires ont été calculées et présentées dans le tableau V.2, avec une visualisation synthétique en figure V.5 :

Tableau V.2. paramètres statistiques utilisés pour la validation du modèle.

Accuracy	Precision	Recall	F1_Score	Specificity	AUC
0.9375	0.95652	0.91667	0.93617	0.95833	0.94965

- **Précision (Precision)** : reflète la proportion de prédictions positives correctes.
- **Rappel (Recall)** : évalue la capacité du modèle à identifier tous les cas positifs.
- **F1-score** : moyenne harmonique entre précision et rappel, utile en cas de déséquilibre de classes.
- **Spécificité (Specificity)** : capacité à identifier correctement les cas négatifs.

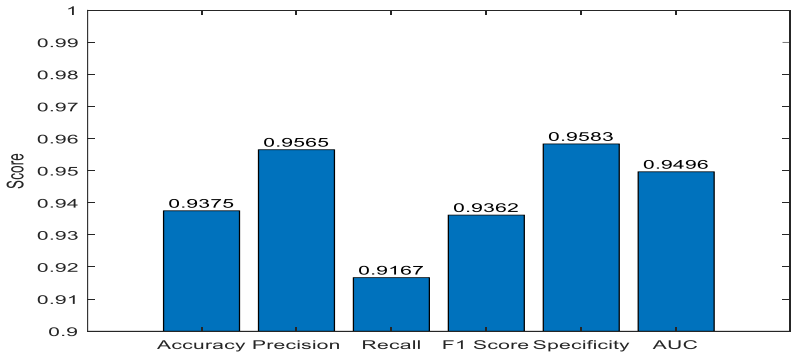


Figure V.5: Histogramme des paramètres statistiques.

Les résultats obtenus confirment que le modèle basé sur l'architecture AlexNet, avec un entraînement par transfert de connaissances, présente une performance solide sur le jeu de validation. En particulier, l'AUC proche de 0,95 indique que le modèle peut être utilisé de manière fiable dans un cadre pratique pour dépister automatiquement des lésions cutanées suspectes. Cependant, certains faux négatifs ont été observés, ce qui pose problème dans un contexte clinique. Ces erreurs pourraient être dues à :

- Une variabilité visuelle élevée dans les lésions cancéreuses,
- La qualité hétérogène des images ou un prétraitement insuffisant.

Pour renforcer la robustesse du modèle, plusieurs pistes peuvent être envisagées :

- L'augmentation des données via des techniques de data augmentation pour enrichir la diversité des cas,
- L'exploration de réseaux plus profonds ou récents (e.g., ResNet, DenseNet, EfficientNet),

De plus, pour une évaluation rigoureuse et généralisable, il est fortement recommandé d'introduire un troisième ensemble de données : un jeu de test externe (external test set), totalement indépendant de l'entraînement et de la validation. Ce jeu de données permettrait de vérifier la capacité du modèle à se généraliser à des cas réels, dans des conditions variées, et d'éviter tout surapprentissage (overfitting) sur les données internes.

Enfin, une collaboration avec des experts en dermatologie serait bénéfique pour analyser les erreurs du modèle, interpréter les cas difficiles et renforcer la pertinence clinique de l'approche développée.

V.4. Développement de l'application de diagnostic

Dans le cadre de ce projet de fin d'études, nous avons développé une application de diagnostic médical assistée par intelligence artificielle, réalisée sous MATLAB. [10] Cette application vise à permettre aux professionnels de la santé de bénéficier des performances du modèle de classification des images de cancer de la peau dans un environnement simple, interactif et accessible. Grâce à une interface conviviale conçue avec App Designer, l'utilisateur peut importer une image dermatologique, lancer une classification automatique à l'aide du modèle AlexNet préalablement entraîné, et obtenir instantanément un résultat de diagnostic indiquant si la lésion est bénigne ou maligne.

V.4.1. Technique de développement

Le développement de l'application s'est appuyé sur une démarche modulaire, suivant les étapes suivantes :

- Création de l'interface utilisateur : Utilisation d'App Designer pour concevoir une interface graphique ergonomique, incluant des boutons d'importation, d'analyse, et des zones d'affichage de résultats. L'objectif principal était de garantir une navigation intuitive et une prise en main rapide, même pour des utilisateurs non spécialistes en informatique.
- Intégration du modèle de classification : Le modèle CNN basé sur AlexNet a été intégré dans l'environnement MATLAB, et couplé à l'interface pour automatiser le traitement des images importées.
- Affichage interactif des résultats : L'application présente clairement le diagnostic généré par le modèle, avec un retour visuel immédiat, facilitant ainsi l'interprétation des résultats.

V.4.2. Impact et avantages

Cette application constitue une avancée notable dans le domaine du diagnostic assisté par IA, en offrant plusieurs bénéfices pratiques :

- Diagnostic rapide et automatisé des lésions suspectes, contribuant à un dépistage précoce du cancer de la peau.
- Réduction des erreurs humaines dans l'interprétation des images cliniques.
- Gain de temps et allègement de la charge de travail pour les professionnels de santé.
- Intégration dans des démarches de télémédecine, notamment dans les zones à accès médical limité.
- Illustration concrète du potentiel de l'intelligence artificielle en santé numérique, à travers une solution portable et facilement déployable.

V.4.3. Mécanisme de fonctionnement de l'application de classification des images du cancer de la peau

L'application génère un exécutable (.exe) qui peut être utilisé indépendamment de l'environnement MATLAB, permettant une portabilité optimale. Son fonctionnement repose sur les étapes suivantes :

1. **Lancement de l'application :**

   L'interface utilisateur s'affiche, illustrant une scène d'usage médical (Figure V.6), reflétant le contexte clinique du diagnostic dermatologique.

2. **Importation de l'image :**

   - Le bouton LoadImageButton permet à l'utilisateur de sélectionner une image de lésion cutanée.
   - L'image est automatiquement affichée dans la zone prévue de l'interface (Figure V.6).

3. **Classification par le modèle :**

   - Un clic sur le bouton ClassifyButton lance l'algorithme de prédiction basé sur CNN.
   - Le modèle extrait des caractéristiques visuelles telles que la texture, la couleur, les bords et les formes, pour évaluer la probabilité de malignité.

4. **Affichage du résultat :**

   - Le diagnostic apparaît dans la zone inférieure de l'interface, avec un message clair indiquant par exemple : *"Lésion bénigne détectée"*.

L'image illustrée en Figure V.7 montre un exemple de traitement d'une lésion bénigne qui n'était pas incluse dans le jeu d'entraînement, démontrant la capacité du modèle à généraliser sur des cas inédits.

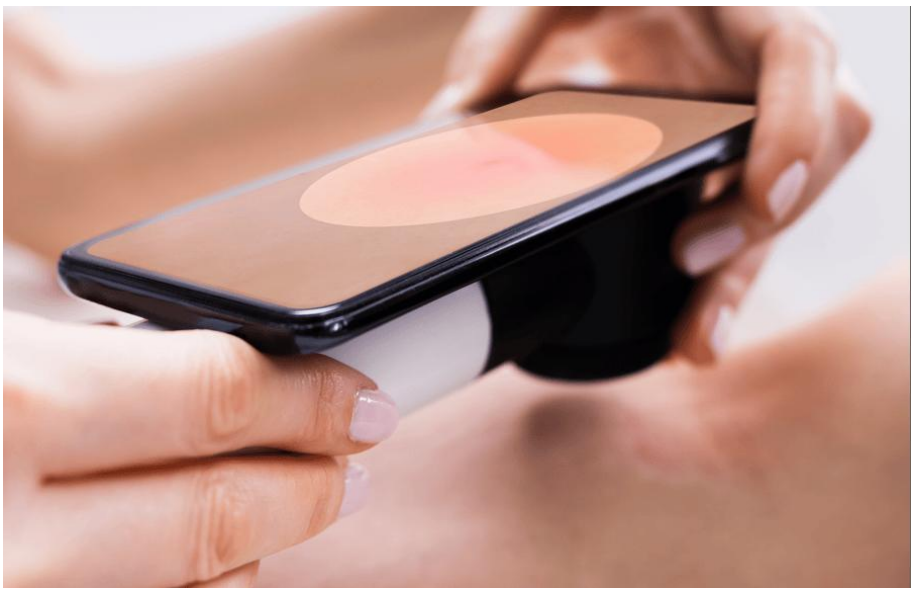


Figure V.6: Image utilisée pour le lancement de l'application.

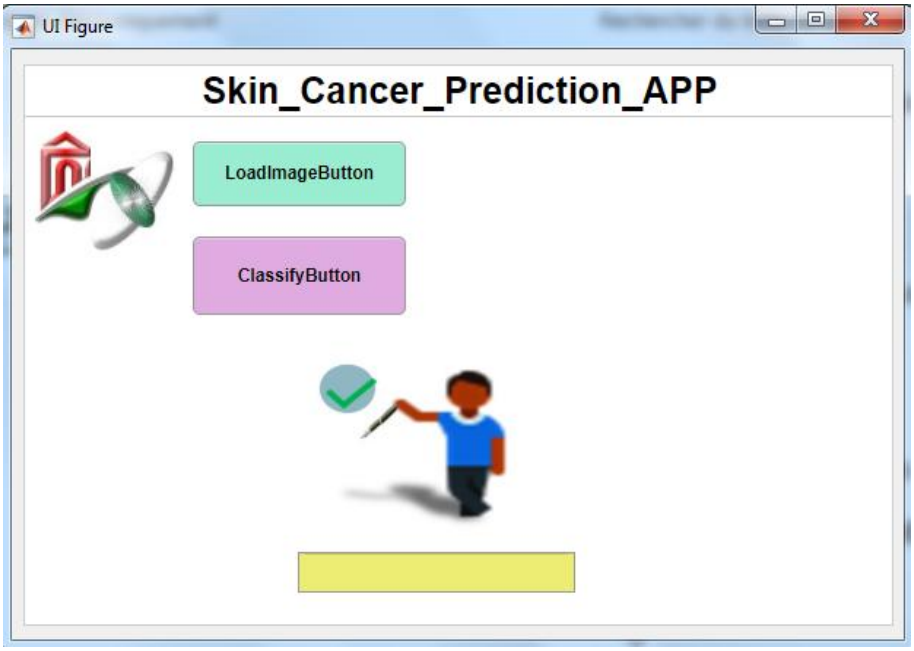


Figure V.7 : Interface de l'application.

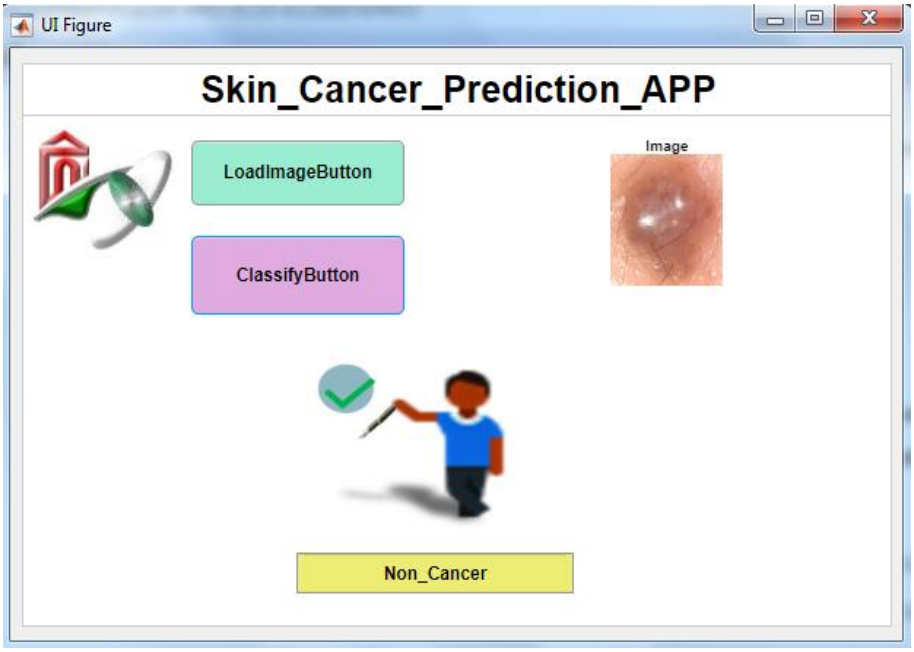


Figure V.8 : Image de l'apparition du diagnostic.

V.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté et analysé les performances du modèle de classification développé à partir de l'architecture AlexNet, appliqué à la détection du cancer de la peau à partir d'images médicales. Les résultats obtenus sur le jeu de validation montrent une précision globale élevée (accuracy = 93,75 %), appuyée par une AUC de 0,94965, confirmant une très bonne capacité du modèle à distinguer entre les cas bénins et malins. Les métriques complémentaires (précision, rappel, F1-score, spécificité) démontrent une robustesse globale du modèle, notamment dans la classification des cas non cancéreux.

L'analyse détaillée de la matrice de confusion a cependant mis en évidence certaines erreurs de classification dans les cas cancéreux, suggérant une nécessité d'optimisation dans la détection des lésions malignes. Ce constat ouvre la voie à des pistes d'amélioration, notamment par l'enrichissement du jeu d'entraînement, l'augmentation de la diversité des images, ou encore l'exploration de réseaux plus profonds ou hybrides.

Une limite méthodologique importante réside dans l'absence d'un jeu de validation externe. Bien que la performance sur le jeu de validation interne soit encourageante, une évaluation sur un jeu de données indépendant, collecté dans un autre contexte clinique, est indispensable pour juger de la généralisabilité réelle du modèle. L'intégration future d'un troisième ensemble (un test set externe) constituerait une étape essentielle pour valider l'applicabilité du modèle en pratique clinique réelle.

Enfin, le développement d'une application interactive sous MATLAB représente une concrétisation fonctionnelle de notre modèle. Cette application permet une utilisation pratique du modèle par les professionnels de santé, en rendant le processus de diagnostic automatique, rapide et accessible. Elle illustre le potentiel des technologies d'intelligence artificielle à soutenir le dépistage précoce et à améliorer la qualité des soins.

Conclusion générale

et perspectives

Conclusion générale

Ce travail de fin d'études s'est inscrit dans le cadre du développement d'un système intelligent capable d'assister au diagnostic du cancer de la peau à partir d'images médicales. En combinant des techniques d'apprentissage profond et des outils de développement applicatif, notre objectif principal était de proposer une solution fiable, automatisée et facilement utilisable dans un environnement médical. Nous avons commencé par une revue détaillée du cancer de la peau, de ses formes principales, de son impact clinique, ainsi que des méthodes actuelles de diagnostic. Ensuite, nous avons abordé les réseaux de neurones convolutifs (CNN), en particulier l'architecture AlexNet, en tant que solution efficace pour l'analyse d'images dans des contextes médicaux. À travers les étapes de prétraitement, d'entraînement, de validation et d'évaluation, nous avons construit un modèle de classification capable de distinguer entre les lésions bénignes et malignes avec un bon niveau de précision. L'évaluation sur un ensemble de validation a révélé des résultats encourageants, avec une accuracy de 93,75 % et une AUC de 0,94965, indiquant une bonne capacité du modèle à détecter les anomalies suspectes sur la peau.

En parallèle, une application de diagnostic sous MATLAB a été conçue et développée pour permettre l'intégration directe du modèle dans un outil à vocation médicale. Cette application offre une interface simple et intuitive pour l'importation d'images, leur traitement automatique et l'affichage des résultats de classification.

Néanmoins, ce travail présente certaines limites, notamment l'absence d'un jeu de données de test externe indépendant pour valider la robustesse du modèle en conditions réelles. De plus, la complexité intrinsèque des lésions cutanées et la variabilité inter-patients justifient le besoin d'un entraînement sur des bases de données plus diversifiées et mieux annotées. Au regard des résultats obtenus et des limites identifiées, plusieurs axes d'amélioration peuvent être envisagés :

1. **Intégration d'un test externe** : L'utilisation d'un troisième jeu de données, indépendant des jeux d'entraînement et de validation, permettrait d'évaluer la généralisabilité du modèle dans des contextes cliniques réels et hétérogènes.
2. **Utilisation de modèles plus performants** : D'autres architectures de deep learning, telles que ResNet, DenseNet, ou EfficientNet, pourraient être testées afin de comparer leurs performances à celles d'AlexNet, notamment sur des images à plus haute résolution.
3. **Enrichissement des données** : L'augmentation du jeu de données par techniques d'augmentation (data augmentation) ou par l'utilisation de bases de données publiques

supplémentaires permettrait de réduire le surapprentissage et d'améliorer la robustesse du modèle.

4. **Validation clinique** : Une collaboration avec des dermatologues ou des structures hospitalières serait essentielle pour valider l'approche sur des cas réels et évaluer son utilité pratique au sein des parcours de soins.

Ce projet représente une étape concrète vers l'intégration de l'intelligence artificielle dans le diagnostic médical non invasif. Bien que le chemin vers une adoption clinique complète soit encore long et exigeant, les résultats obtenus démontrent le potentiel considérable des réseaux de neurones convolutifs dans le dépistage précoce du cancer de la peau**.** Nous espérons que cette étude constituera une base solide pour des recherches futures dans le domaine de la santé numérique, en particulier pour les systèmes d'aide à la décision médicale.

Référence

Référence :

1. Wolf, A., et al. (2024). Screening for lung cancer: 2023 guideline update from the American Cancer Society. CA: A Cancer Journal for Clinicians, 74(1), 50–81.
2. Kara, L. (2024). Épidémiologie des cancers dans la wilaya de Sétif [Thèse de doctorat, Université non précisée].
3. Institut National du Cancer. (2020). J'ai un cancer : comprendre et être aidé.
4. Hussain, S. P., Hofseth, L. J., & Harris, C. C. (2003). Radical causes of cancer. Nature Reviews Cancer, 3(4), 276–285.
5. Benchaieb, R., & Dalel, B. (2024). Étude de la prévalence du cancer dans la wilaya de Biskra (Février–Mars 2024).
6. Lucia, F. (2021). Développement d'un modèle prédictif de réponse thérapeutique et de toxicité dans les cancers du col de l'utérus : de l'imagerie à la clinique [Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale-Brest].
7. MSD Manuals. (s.d.). Symptômes du cancer. https://www.msdmanuals.com/fr/accueil/cancer/pr%C3%A9sentation-des-cancers/sympt%C3%B4mes-du-cancer
8. Ploussard, G., Roubaud, G., Mathieu, R., & Rouprêt, M. (2024). Traitement du cancer de la prostate métastatique : état de l'art. Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine.
9. Rondia, K., & Vander Steichel, D. (2009). Le traitement du cancer. Le Vif L'Express.
10. Stoeckle, E. (2006). Chirurgie des sarcomes des tissus mous des membres et de la paroi du tronc. Cancer/Radiothérapie, 10(1–2), 34–40.
11. Qarro, A., et al. (2013). La chirurgie conservatrice dans le cancer du rein. African Journal of Urology, 19(4), 205–210.
12. Joly, F., et al. (2019). Effets secondaires de la chimiothérapie des cancers testiculaires et suivi de l'après-cancer. Bulletin du Cancer, 106(9), 805–811.
13. Bonvalot, S., et al. (2004). Principes du traitement des sarcomes des tissus mous de l'adulte. EMC-Rhumatologie-Orthopédie, 1(6), 521–541.
14. Corde, S. (2002). Développement méthodologique... en radiothérapie anticancéreuse [Thèse de doctorat, Université Joseph-Fourier-Grenoble I].
15. Vassal, P. (1998). Fusion d'images multi-modales... repositionnement du patient [Thèse de doctorat, Université Joseph-Fourier-Grenoble I].
16. Rachdi, H., et al. (2018). Thérapies ciblées dans le cancer du sein métastatique. La Tunisie Médicale, 96(08/09).

17. Burstein, H. J., et al. (2014). Adjuvant endocrine therapy for women with hormone receptor–positive breast cancer. Journal of Clinical Oncology, 32(21), 2255–2269.
18. Weiner, L. M., Murray, J. C., & Shuptrine, C. W. (2012). Antibody-based immunotherapy of cancer. Cell, 148(6), 1081–1084.
19. Celebi, M., et al. (2007). Unsupervised border detection in dermoscopy images. Skin Research and Technology, 13(4), 454–462.
20. Henry, E., et al. (2016). La peau et ses transformations hors du champ médical.
21. Madison, K. (2003). Barrier function of the skin: “la raison d’être” of the epidermis. Journal of Investigative Dermatology, 121(2), 231–241.
22. Stücker, M., et al. (2002). The cutaneous uptake of atmospheric oxygen... The Journal of Physiology, 538(3), 985–994.
23. Bernasqué, A. (2023). Ciblage des couches de la peau par des liposomes multi-lamellaires... [Thèse de doctorat, Université de Bordeaux].
24. Lakehal, B. (2024). Détection et classification du cancer de la peau par l’utilisation de l’apprentissage profond [Thèse de doctorat, Université Ibn Khaldoun-Tiaret].
25. E-cancer.fr. (2016, juillet). Les traitements du mélanome de la peau.
26. E-cancer.fr. (s.d.). Cancer. https://www.e-cancer.fr/Dictionnaire/C/cancer
27. Kirat, F. (2024). Utilisation de la méthode matricielle... Application au cancer de la peau [Mémoire de master, Université Yahia Fares de Médéa].
28. Nseir, A., & Estève, E. (2008). Carcinomes basocellulaires. La Presse Médicale, 37(10), 1466–1473.
29. Cakir, B., Adamson, P., & Cingi, C. (2012). Epidemiology and economic burden of nonmelanoma skin cancer. Facial Plastic Surgery Clinics of North America, 20(4), 419–422.
30. Lakehal, B. (2024). Détection et classification du cancer de la peau par l’utilisation de l’apprentissage profond [Thèse de doctorat, Université Ibn Khaldoun-Tiaret].
31. Sangaré, R. F. (2003). Étude des aspects épidémiologiques, cliniques et thérapeutiques des cancers gynécologiques... [Mémoire, Centre de santé de Bamako].
32. Mcconville, B. J., et al. (1990). Pediatric bone marrow transplants: psychological aspects. The Canadian Journal of Psychiatry, 35(9), 769–775.
33. Aladji, M. K., & Théodore, M. H. C. (2022). Caractérisation optique du Mycobacterium Ulcerans...
34. Bleunven, A. (2016). Contribution à la conception d’un système d’imagerie polarimétrique... [Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale-Brest].
35. Kittler, H., et al. (2002). Diagnostic accuracy of dermoscopy. Lancet Oncology, 3, 159–165.

36. Holmes, J., Sacchi, L., & Bellazzi, R. (2004). Artificial intelligence in medicine. Annals of the Royal College of Surgeons of England, 86, 334–338.
37. Holzinger, A., et al. (2019). Causability and explainability of artificial intelligence in medicine. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 9(4), e1312.
38. Brunn, M., & Genieys, W. (2020). L'intelligence artificielle va-t-elle bouleverser la profession médicale ?
39. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (s.d.). Deep Learning Book. https://www.deeplearningbook.org
40. Russel, S., & Norvig, P. (2010). Artificial Intelligence: A Modern Approach (3e éd.). Pearson Education France.
41. Zemihi, M. (2020). L'utilisation de l'intelligence artificielle dans la découverte de nouveaux candidats-médicaments... [Thèse de doctorat, Université de Lorraine].
42. Muller, O., Abbé, E., & Mach, F. (2022). L'intelligence artificielle et la cardiologie : la machine est lancée. Revue Médicale Suisse, 18(783), 1027–1028.
43. Owens, A., et al. (2023). A review of applications of artificial intelligence in veterinary medicine. Companion Animal, 28(6), 78–85.
44. WiziShop. (2023, 17 octobre). Histoire de l'intelligence artificielle (IA) : création et évolutions [1943 à 2024]. https://www.wizishop.fr/blog/histoire-intelligence-artificielle
45. Perrier, A., et al. (2022). En marche vers une oncologie personnalisée... Bulletin du Cancer, 109(2), 170–184.
46. Sun, X., et al. (2023). Artificial intelligence in cardiovascular diseases. European Journal of Medical Research, 28(1), 242.
47. Ed-Driouch, C., et al. (2022, avril). L'intelligence hybride pour prédire l'évolution des maladies chroniques. Actes de la conférence IHM 2022.
48. Guidi, G., et al. (2016). IBM Watson Analytics cloud platform for heart failure early detection. Future Internet, 8(3), 32.
49. Powles, J., & Hodson, H. (2017). Google DeepMind and healthcare in an age of algorithms. Health and Technology, 7(4), 351–367.
50. Sarantopoulos, A., et al. (2024). Artificial intelligence in infectious disease clinical practice. Tropical Medicine and Infectious Disease, 9(10), 228.
51. Kadri, F. (2014). Contribution à la conception d'un système d'aide à la décision... [Thèse de doctorat, Université de Valenciennes].

52. Chiter, Y., & Hafiane, A. Apprentissage profond pour l'analyse et la classification d'imageries médicales [Thèse de doctorat, Université Kasdi Merbah Ouargla].
53. Albert-Weil, E. (1906). Éléments de radiologie : Diagnostic et thérapeutique par les rayons X.
54. Nesrin, M., & Djahida, L. (2020). Cryptage d'image médicale [Mémoire de master, Université de Jijel].
55. Ben Kahla, R., et al. (2020). Méthode des éléments finis et techniques d'imagerie médicale...
56. Klouche, B. (2016). Analyse et classification des images médicales [Mémoire de master, USTO-MB Oran].
57. Allal, M. A. (2018). Utilisation du deep learning dans la radio cognitive [Mémoire de master, Université de Tlemcen].
58. Slimani, K. (2010). Segmentation d'image IRM par Canny multi-échelle [Thèse de magistère, Université Mouloud Mammeri].
59. Bennai, M. T. (2013). Système multi-agents adaptatifs pour l'imagerie médicale [Thèse de magistère, Université de Boumerdes].
60. Mazoyer, B., Frija, G., & Delpas, C. (2002). Imagerie médicale. Fondation pour la Recherche Médicale. www.frm.org
61. Besiaud, C. (2023). Exploiter l'intelligence artificielle pour le diagnostic précoce des maladies. Coalition COVID. https://www.coalitioncovid.org/exploiter-intelligenceartificielle/
62. Le Figaro. (2023). L'intelligence artificielle pour détecter la maladie d'Alzheimer. https://www.lefigaro.fr
63. CARPEM. (2021). Intelligence artificielle et médecine personnalisée. Récupéré le 2 juin 2025 de https://carpem.fr/intelligence-artificielle-etmedecine-personnalisee/
64. FRMORG. (2021). L'intelligence artificielle au service de la santé. Médical FPLR.
65. Houten, H. v. (2021). La force de la prédiction : comment l'IA peut aider les hôpitaux à prévoir et gérer les flux de patients. Philips.
66. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436–444.
67. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 25.
68. LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11), 2278–2324.

69. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556.
70. Nagpal, C., & Dubey, S. R. (2019, juillet). A performance evaluation of convolutional neural networks for face anti spoofing. Dans 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) (pp. 1–8). IEEE.
71. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., … Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. Dans Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1–9).
72. Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. (2017, février). Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning. Dans Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 31(1).
73. Lei, Y., Fu, Y., Wang, T., Qiu, R. L., Curran, W. J., Liu, T., & Yang, X. (2020). Deep learning in multi-organ segmentation. arXiv preprint arXiv:2001.10619.
74. OpenClassrooms. (s.d.). Découvrez les différentes couches d'un CNN. Récupéré de https://openclassrooms.com/fr/courses/4470531-classez-et-segmentez-des-donneesvisuelles/5083336-decouvrez-les-differentes-couches-dun-cnn
75. Dahah, R. L. (2020). La Détection de la colère chez le conducteur en utilisant le Deep Learning.
76. Djemaa, M. (2023). Classification des images par CNN.
77. Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., & Togashi, K. (2018). Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. Insights into Imaging, 9, 611–629.
78. Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y. W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural Computation, 18(7), 1527–1554.
79. Abdelaziz, H. A. B. B. A., Omar, I. S. H. A. K., & Ouahab, A. (2019). La classification des images satellitaires par l'apprentissage profond (deep learning) [Thèse de doctorat, Université Ahmed Draïa-Adrar].
80. Elaouaber, Z. A. (2020). Système d'aide au diagnostic pour la détection automatique du Glaucome et de la rétinopathie diabétique [Thèse de doctorat, Université de Tlemcen].
81. Lin, L., Liang, L., & Jin, L. (2019). Regression guided by relative ranking using convolutional neural network (R^3CNN) for facial beauty prediction. IEEE Transactions on Affective Computing, 13(1), 122–134.
82. Cao, K., Choi, K. N., Jung, H., & Duan, L. (2020). Deep learning for facial beauty prediction. Information, 11(8), 391.

83. Liang, L., Lin, L., Jin, L., Xie, D., & Li, M. (2018, août). SCUT-FBP5500: A diverse benchmark dataset for multi-paradigm facial beauty prediction. Dans Proceedings of the 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR) (pp. 1598–1603). IEEE.
84. Swapna, M., Sharma, Y. K., & Prasadh, B. M. G. (2020). CNN architectures: AlexNet, LeNet, VGG, GoogleNet, ResNet. International Journal of Recent Technology and Engineering, 8(6), 953–960.
85. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 25.
86. Alom, M. Z., Taha, T. M., Yakopcic, C., Westberg, S., Sidike, P., Nasrin, M. S., … Asari, V. K. (2018). The history began from AlexNet: A comprehensive survey on deep learning approaches. arXiv preprint arXiv:1803.01164.
87. Barba, T., Robert, M., & Hot, A. (2025). IA en santé: guide pour l'interniste averti. La Revue de Médecine Interne.
88. Hasanah, S. A., Pravitasari, A. A., Abdullah, A. S., Yulita, I. N., & Asnawi, M. H. (2023). A deep learning review of ResNet architecture for lung disease identification in CXR image. Applied Sciences, 13(24), 13111.
89. Farhadi, F. (2017). Learning activation functions in deep neural networks [Thèse, École Polytechnique, Montréal].
90. Wissam, B., & Leticia, K. (2024). Classification des tumeurs cérébrales par les réseaux de neurones convolutifs (CNN) [Thèse de doctorat, FGEI UMMTO].
91. Teixeira, T. (2020). Reconnaissance multidimensionnelle de l'émotion par apprentissage profond de caractéristiques spatio-temporelles sur séquences vidéo [Thèse de doctorat, École de technologie supérieure].
92. Alom, M. Z., Taha, T. M., Yakopcic, C., Westberg, S., Sidike, P., Nasrin, M. S., … Asari, V. K. (2019). A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures. Electronics, 8(3), 292.
93. Shin, H. C., Roth, H. R., Gao, M., Lu, L., Xu, Z., Nogues, I., … Summers, R. M. (2016). Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning. IEEE Transactions on Medical Imaging, 35(5), 1285–1298.
94. Niyaz, U., & Sambyal, A. S. (2018, décembre). Advances in deep learning techniques for medical image analysis. Dans Proceedings of the 2018 Fifth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC) (pp. 271–277). IEEE.

95. Yahiaoui, A. (2021). Système de discrimination visages/faux visages par réseaux de neurones convolutifs (CNN).
96. Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature, 542(7639), 115–118.
97. Tschandl, P., Rosendahl, C., & Kittler, H. (2018). The HAM10000 dataset: A large collection of multisource dermatoscopic images of common pigmented skin lesions. [Dataset]. Kaggle. Récupéré de https://www.kaggle.com/datasets/kmader/skin-cancer-mnist-ham10000
98. Anguita, D., Ghelardoni, L., Ghio, A., Oneto, L., & Ridella, S. (2012, avril). The 'K' in K-fold cross validation. Dans ESANN (Vol. 102, pp. 441–446).
99. López, E. J., & Clark, J. R. (2013). The problem with the holdout problem. Review of Law & Economics, 9(2), 151–167.
100. Kline, P., Saggio, R., & Sølvsten, M. (2020). Leave-out estimation of variance components. Econometrica, 88(5), 1859–1898.
101. Ikram, C. (2014). Sélection des échantillons pour le problème de classification en distributions déséquilibrées.
102. Denis, E., Thiboud, P., & Estrade, V. (2021). Reconnaissance endoscopique des calculs par intelligence artificielle : résultats préliminaires. Progrès en Urologie, 31(13), 827.
103. MathWorks. (2023). App Designer – Create apps in MATLAB. Récupéré le 7 juin 2025 de https://www.mathworks.com/products/matlab/app-designer.html