

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de MASTER**

En : GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : IMAGERIE MEDICAL

Par : *Hind Amara*

Sujet

*Développement d'un système d'aide au diagnostic pour la
détection et classification du cancer du poumon*

Soutenu publiquement, le / 06 / 2023 , devant le jury composé de :

M. Kadri Benamar	Professeur	Univ. Tlemcen	Président
Mme. Feroui Amel	MCA	Univ. Tlemcen	Encadrante
Melle. Saim Meriem	Doctorante	Univ. Tlemcen	Co- Encadrante
Mme. Louadjedi Kamila	MCA	Univ. Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire : 2022-2023

Remerciement

Je remercie dieu le tout puissant de m'avoir donné le courage, la santé et la volonté de réaliser ce mémoire.

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué au succès de ce travail

*Je présente mes profonds respects et mes reconnaissances à **Mr Bentrad Moulay Cherif** qui m'a beaucoup aidé, il m'a partagé ses connaissances et expériences dans le milieu professionnel, tout en m'accordant sa confiance.*

*J'adresse mes sincères remerciements à toute l'équipe du centre d'imagerie médicale **EL CHIFAA** surtout **Dr. Bourourou Ammar** pour son aide pour l'annotation des données, **Dr. Abbaci** et **Dr. Bachene** pour leurs conseils et critiques qui ont guidé mes réflexions.*

*Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à ma directrice du mémoire **Mme Feroui Amel**, je la remercie de m'avoir encadrée et orientée.*

*Je tiens à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de juger mon travail **Mr. Kadri Benamar**, le président et **Mme. Loudjedi Kamila** tant qu'examinatrice.*

J'aimerais exprimer ma gratitude à tous les doctorants et spécialistes, qui ont pris le temps de discuter de mon sujet, chacun de ces échanges m'a aidé à avancer dans ma recherche.

Je désire aussi remercier les professeurs de l'université de Tlemcen, qui m'ont fourni les outils nécessaires à la réussite de mes études universitaires.

Dédicace

*De dédie ce travail à mes chères parents pour leurs amour, sacrifices
leurs soutien constant et leurs encouragements et la confiance qu'ils
m'accordée.*

A mes chères sœurs et frères pour leur soutien moral

A tous mes amis et collègues.

Hinda

Résumé :

Le cancer du poumon est considéré comme la maladie la plus grave dans la prise en compte le taux de mortalité, les gens fumeurs sont souvent les plus susceptibles d'être infectés. La détection et le diagnostic précoce peuvent augmenter la chance de survie. Bien que la tomodensitométrie (TDM) est la meilleure technique d'imagerie médicale et la plus efficace pour le diagnostic de cette pathologie. Cette technique nécessite des radiologues compétents pour une interprétation fiable et précise. Cela ouvert la voie au développement de systèmes d'aide au diagnostic assisté par ordinateur (CAD) capables d'évaluer automatiquement les images TDM pour d'aider le médecin radiologue à obtenir un diagnostic précoce, fiable et plus précis. Ces systèmes sont basés sur les approches d'intelligence artificielle (IA).

Dans ce travail nous avons fait une étude comparative entre les méthodes de classification par deep learning et le machine learning à partir des images TDM thoracique prévenants de les bases de données public *LIDCIDRI* et *IQ-OTH/NCCD*. Afin de les classer comme étant un cas malin, bénin ou normal. Aussi, nous avons étudié l'effet de la profondeur du réseau convolutionnel et le nombre de données sur sa précision, bien que sa généralisation. Les résultats obtenus sont satisfaisants et démontrent la robustesse de notre système.

Mots clés : cancer du poumon, TDM, CAD, IA, deep learning, machine learning, LIDCIDRI, IQ-OTH/NCCD.

Abstract :

Lung cancer is considered the most serious disease in terms of mortality, people who smoke are often at the highest risk of being affected. Early detection and diagnosis can increase the chance of survival. Although computed tomography (CT) is the best and most effective medical imaging technique for diagnosing this pathology. This technique requires skilled radiologists for reliable and accurate interpretation. This has paved the way for the development of computer-aided diagnosis (CAD) systems that can automatically evaluate CT images to help the radiologist make an early, reliable and more accurate diagnosis. These systems are based on artificial intelligence (AI) approaches.

In this study, we conducted a comparative analysis between deep learning and machine learning classification methods based on thoracic CT images from the public LIDCIDRI and IQ-OTH/NCCD databases. In order to classify them as malignant, benign or normal. We also studied the effect of convolutional network depth and number of data on the system's accuracy, and generalizability. The results obtained are satisfactory and demonstrate the robustness of our system.

Keywords: lung cancer, CT, CAD, AI, deep learning, machine learning, LIDCIDRI, IQ-OTH/NCCD.

الملخص :

سرطان الرئة يُعتبر أخطر الأمراض من حيث معدل الوفيات، وغالبًا ما يكون المدخنون هم الأكثر عرضة للإصابة به. يمكن أن يزيد الكشف المبكر والتشخيص من فرص البقاء على قيد الحياة. على الرغم من أن الصورة المقطعية المحوسبة (CT) تعتبر أفضل تقنية للتصوير الطبي والأكثر فعالية في تشخيص هذا المرض، إلا أن هذه التقنية تتطلب وجود أطباء متخصصين في الأشعة لتفسير دقيق وموثوق. هذا ما فتح الباب لتطوير أنظمة المساعدة في التشخيص بواسطة الحاسوب (CAD) التي تستطيع تقييم الصور تلقائيًا لمساعدة أطباء الأشعة في الحصول على تشخيص مبكر وموثوق وأكثر دقة حيث تعتمد هذه الأنظمة على أساليب الذكاء الاصطناعي (IA).

في هذا العمل، أجرينا دراسة مقارنة بين طرق التصنيف باستخدام التعلم العميق، وتعلم الآلة باستخدام صور مقطعية للصدر من قواعد البيانات العامة LIDCIDRI و IQ-OTH/NCCD لتصنيفها كحالة خبيثة، حميدة أو طبيعية. كما درسنا تأثير عمق الشبكة العصبية الالتفافية وعدد البيانات على دقتها وتعميمها والنتائج التي تم الحصول عليها مرضية ونُظهر قوة نظامنا.

الكلمات المفتاحية: سرطان الرئة، التعلم العميق، التعلم الآلي، CT، CAD، IA، LIDCIDRI، IQ-OTH/NCCD.

Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Les abréviations

Introduction générale	1
Chapitre01 : Le contexte médical	3
1.1 Introduction	4
1.2 Anatomie du thorax	4
1.2.1 Les poumons.....	4
1.2.2 La plèvre	5
1.2.3 L'arbre bronchique.....	5
1.2.3.1 La trachée.....	5
1.2.3.2 Les bronches.....	5
1.2.4 Les alvéoles.....	5
1.2.5 Le médiastin.....	6
1.2.6 La vascularisation pulmonaire	7
2. Le cancer du poumon	7
2.1 Définition du cancer	7
2.2 Définition du cancer pulmonaire.....	8
2.3 Les types du cancer pulmonaire	9
2.4 Les stades	10
2.5 Le diagnostic du cancer pulmonaire.....	11
2.6 Le traitement du cancer pulmonaire	11
2.6.1 La chirurgie	11
2.6.2 La radiothérapie	12
2.6.3 La chimiothérapie	12
2.6.4 Thérapie moléculaire ciblée	12
2.6.5 L'immunothérapie	13

2.7 L'imagerie médicale	13
2.7.1 Les rayons X.....	13
2.7.2 La radiologie conventionnelle.....	14
2.7.3 Tomodensitométrie TDM.....	15
2.7.3.1 Principe de fonctionnement.....	16
2.7.3.2 Scanner spirale.....	17
2.7.3.3 Scanner multi coupes	17
2.7.4 Tomographie par émission de positron TEP	18
2.7.5 Imagerie par résonance magnétique IRM	18
Conclusion.....	18
Chapitre02 : Etat de l'art et techniques de classification	19
2.1 Introduction	20
2.2 Etat de l'art	20
2.3 Systèmes d'aide au diagnostic CAD	22
2.3.1 Les performances du CAD	24
2.3.2 L'importance du CAD	25
2.4 L'intelligence artificielle en médecine	26
2.5 Apprentissage automatique (Machine learning)	28
1. Apprentissage non supervisé	29
2. Apprentissage semi supervisé.....	29
3. Apprentissage par renforcement.....	29
4. Apprentissage supervisé	30
4.1 Algorithme de KNN.....	30
4.2 SVM	30
4.3 Arbre de décision	31
4.4 Réseau de neurones artificiel.....	32
2.6 Apprentissage profond (Deep Learning).....	33
2.7 Réseau de neurones convolutionnels	33
2.8 Transfert learning.....	35

2.8.1 Le modèle VGG16	35
2.8.2 Le modèle VGG19	36
Conclusion	37
Chapitre03 : Méthodes & Résultats	38
3.1 Introduction	39
3.2 Bases de données	39
3.2.1 IQ-OTH/NCCD	39
3.2.2 LIDCIDRI.....	40
3.3 Matériels& Logiciels.....	41
3.3.1 Logiciel	41
3.3.2 Matériel	41
3.4 Méthodes proposées	42
3.5 Prétaiement.....	43
3.5.1 Augmentation de données	43
3.5.2 La conversion	44
3.5.3 Le filtrage	44
3.6 Extraction des caractéristiques et classification	45
3.6.1 Les hyperparamètres	48
3.6.2 Mesure des performances	49
3.7 Résultats expérimentaux Discussion	50
3.7.1 Expérience 01	50
3.7.2 Expérience 02	57
3.7.3 Expérience 03	63
3.8 L'interface graphique	69
Conclusion	71
Conclusion générale.....	72
Bibliographie.....	73

Liste des figures

Chapitre01 : Le contexte médical

Figure 1.1: les lobes pulmonaires.....	4
Figure 1.2: le Schéma de l'appareil respiratoire	6
Figure 1.3: le médiastin	6
Figure 1.4: différence entre un cancer malin et un cancer bénin	8
Figure 1.5: le taux de cancer pulmonaire en Algérie	9
Figure 1.6: Tube à rayon X	14
Figure 1.7: Télé-thorax normale en PA.....	15
Figure 1.8: CT thoracique normale (fenêtre poumons).....	16
Figure 1.9: Principe de fonctionnement du TDM	17
Figure 1.10: le scanner hélicoïdale.....	17

Chapitre02 : Etat de l'art et techniques de classification

Figure2. 1: l'architecture du CAD.....	23
Figure2. 2: différent exemple de systèmes CAD (GE healthcare &Siemens healthineers).....	24
Figure2. 3: Le processus d'apprentissage automatique.....	29
Figure2. 4: classification par Machines à Vecteurs de Supports(SVM).....	31
Figure2. 5: Le neurone biologique Vs le réseau de neurone artificiel.....	32
Figure2. 6: Processus de max pooling avec fenêtre de taille 2x2 et pas 2.....	34
Figure2. 7: la fonction d'activation ReLU.....	34
Figure2. 8: l'architecture du réseau VGG-16.....	36
Figure2. 9: l'architecture du VGG19.....	36
Figure2. 10: la relation entre IA, ML et DL.....	37

Chapitre03 : Méthodes & Résultats

Figure3. 1: image de la base de données IQ-OTH/NCCD.....	40
Figure3. 2: image de la base de données LIDC-IDRI.....	40
Figure3. 3: MATLAB R2022b.....	41
Figure3. 4: les caractéristiques de la station de calculs.....	42

<u>Figure3. 5: l'organigramme de la méthodologie.....</u>	43
<u>Figure3. 6: les différentes méthodes d'augmentation utilisées.....</u>	44
<u>Figure3. 7: le filtre médian avec différent taille.....</u>	44
<u>Figure3. 8: l'architecture du VGG16.</u>	47
<u>Figure3. 9: L'architecture du VGG19.....</u>	48
<u>Figure3. 10: Résultats de la classification par VGG19. : (a) : Progression de l'apprentissage obtenu par le VGG19 (b) : Matrice de confusion.....</u>	51
<u>Figure3. 11: Résultats de la classification par VGG16. (a) : Progression de l'apprentissage ;(b) matrice de confusion.</u>	53
<u>Figure3. 12: Matrices de confusions obtenues par le SVM, KNN et DT.</u>	55
<u>Figure3. 13: Matrices de confusions obtenues par le SVM, KNN et DT.</u>	56
<u>Figure3. 14: Résultats de la classification par VGG19. (a) : Progression de l'apprentissage ; (b) : Matrice de confusion.....</u>	67
<u>Figure3. 15: Résultats de la classification par VGG16. (a) : Progression de l'apprentissage ;(b) matrice de confusion.</u>	60
<u>Figure3. 16: Matrices de confusions obtenues par le SVM, KNN et DT.</u>	61
<u>Figure3. 17: Matrices de confusions obtenues par le SVM, KNN et DT.</u>	62
<u>Figure3. 18: Progression de l'apprentissage en utilisant le VGG19 pour la classification.....</u>	64
<u>Figure3. 19: Progression de l'apprentissage et la matrice de confusion.....</u>	65
<u>Figure3. 20: Matrices de confusions obtenues par le SVM, KNN et DT.</u>	66
<u>Figure3. 21: Matrices de confusions obtenues par le SVM, KNN et DT.</u>	67
<u>Figure3. 22: L'interface graphique.....</u>	69
<u>Figure3. 23:Exemple d'un cas malin.....</u>	70
<u>Figure3. 24: Exemple d'un cas bénin.....</u>	70
<u>Figure3. 25: Exemple d'un cas normal.</u>	71

Liste des tableaux

Tableau 1: Résultats d'évaluations du Performance du Filtre Médian.	45
Tableau II: Hyparamètres utilisés pour les des architectures VGG16 et VGG19.	49
Tableau III: Mesure des performances de l'architecture VGG19.....	52
Tableau IV: Mesure des performances par l'architecture VGG16.	54
Tableau V: Résultats de classification obtenus par le SVM, KNN et DT.	55
Tableau VI: Résultats de classification obtenus par le SVM, KNN et DT.....	57
Tableau VII: Mesure des performances par l'architecture VGG19.....	59
Tableau VIII: Mesure des performances par l'architecture VGG19.	60
Tableau IX: Résultats des Mesures des performances.....	61
Tableau X: Résultats des Mesures des performances.	63
Tableau XI: Résultats de calculs des métriques d'évaluation pour chaque classe.	64
Tableau XII: Résultats de calculs des métriques d'évaluation pour chaque classe.....	65
Tableau XIII: Résultats des Mesures des performances pour les trois classifieurs.	67
Tableau XIV: Résultats des Mesures des performances pour les trois classifieurs.	68
Tableau XV: Comparaison des performances entre les méthodes proposées par rapport à la littérature.	69

Les abréviations :

CAD : Computed Aided Detection.

CBNPC : cancer bronchique non à petites cellules.

CBPC : cancer bronchique à petites cellules.

CT : Computed Tomography.

CXR : Chest X ray.

DL : Deep Learning.

FDG : Fluoro-2-Désoxy-Glucose.

IA : Intelligence Artificielle.

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique.

ML : Machine Learning.

MRMC : Multi Reader Multi Case.

PA : postero-anterieur.

RX : Rayon X.

TDM : Tomodensitométrie.

TEP : Tomographie par Emission de Positons

TNM : Tumor, Nodes, Metastasis.

Introduction générale

Le cancer du poumon est l'un des maladies les plus dangereuse et mortelle au monde. Une détection précoce peut aider à contrôler sa croissance grâce à la prévention, et développement des stratégies de diagnostic et de traitement appropriée. L'imagerie médical joue un rôle primordiale tant au niveau diagnostique que thérapeutique. La tomodensitométrie (TDM) est le meilleur choix pour le diagnostic du cancer du poumon, avec un protocole de faible dose. De telles innovations en imagerie médicale sont souvent le résultat d'efforts multidisciplinaires uniques, combinant la science biomédicale avec la physique et l'ingénierie, l'informatique, l'électronique. L'évolution technologique, le développement informatique et le traitement de plus en plus rapide de l'information ont fait de l'imagerie médicale un domaine de pointe et innovant. Aujourd'hui, le diagnostic médical commence à émerger grâce à des consoles spécifiques de « post-traitement » qui sont souvent à la base des données acquises avec les scanners, ce sont les systèmes d'aide au diagnostic (CAD). Ces logiciels peuvent prédire avec plus de précision l'existence ou la malignité des tumeurs, qui peuvent réduire de manière significative le temps et faciliter la tâche aux radiologues. Ces systèmes utilisent la technologie de l'intelligence artificielle qui représente une nouvelle étape dans le développement de l'imagerie médicale, qui constitue une formidable opportunité lorsque les techniques existantes d'interprétation des examens radiologiques dépassent leurs limites.

Actuellement la recherche scientifique vise à utiliser différents techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond pour la détection et la classification de différents types de cancer dans le corps humain. Ainsi que le cancer du poumon qui représente un taux très élevé surtout dans les pays où le tabagisme est répandu. L'objectif principal de cette étude est de développer un système de classification du cancer du poumon qui utilise des différentes techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond. Afin d'aider les médecins à établir un diagnostic de précision.

Dans cette étude, nous avons mis en évidence la façon dont l'apprentissage automatique (ML) avec des techniques d'apprentissage supervisé, et d'apprentissage profond(DL) sont utilisées dans la classification du cancer du poumon. Le mémoire est structuré comme suit :

Le premier chapitre « le contexte médical » : Dans ce chapitre nous allons étudier l'anatomie du poumon, puis nous aborderons le cancer pulmonaire et ses différents types. Ensuite, nous présenterons les techniques d'imagerie médicale utilisées pour l'exploration de cet organe et ces anomalies. Enfin nous allons présenter les différents traitements possibles pour le cancer pulmonaire.

Le deuxième chapitre « l'état de l'art et techniques de classification du cancer du poumon » : Dans ce chapitre, nous soulignons les études et les recherches qui ont été effectuées pour la détection et la classification du cancer pulmonaire, et les défis du développement d'outils de CAD à l'aide de techniques d'apprentissage profond et d'apprentissage automatique.

Le troisième chapitre « méthodes et résultats » : Ce chapitre est le cœur de notre travail. Nous décrivons tout d'abord, les bases d'images utilisées dans le cadre de notre travail. Nous présentons, ensuite la configuration matérielle et logicielle utilisée. Nous traitons en détail les méthodes proposées. Enfin, les résultats des expériences ainsi que la discussion sont présentés.

Nous terminons notre travail avec une conclusion générale et les perspectives.

Chapitre 01 : Le contexte médical



1.1 Introduction :

Le cancer du poumon est une maladie très grave qui affecte un organe vital. Il représente un taux de mortalité très élevé, ce qui en fait l'un des cancers les plus difficiles à soigner, c'est pour cela un diagnostic précoce peut sauver des vies.

Dans ce chapitre nous allons étudier l'anatomie du poumon, puis nous aborderons le cancer pulmonaire et ses différents types. Nous présenterons, les différents traitements possibles pour le cancer pulmonaire. Finalement, les techniques d'imagerie médicale utilisées pour l'exploration de cet organe et ces anomalies sont détaillées.

1.2 Anatomie du thorax :

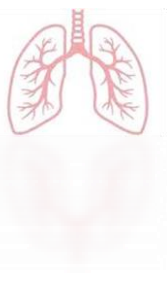
1.2.1 : les poumons

Les deux poumons sont les organes les plus importants de l'appareil respiratoire sont situés chacun d'un côté de la cage thoracique et sont séparés l'un de l'autre par le cœur et des portions de d'autres structures thoraciques. Chaque poumon est de forme conique et présente une texture légère, poreuse et spongieuse il est également élastique.

Les poumons reposent sur le diaphragme. Le poumon gauche est divisé en deux lobes (le lobe supérieur et inférieur), le poumon droit est divisé en trois lobes (lobe supérieur, lobe moyen (le plus petit), et le lobe inférieur) les lobes des deux poumons sont à leur tour divisés en segments composés de zones de tissu plus petites appelées lobules. La **figure 1.1** montre les lobes pulmonaires [1].



Figure 1.1: les lobes pulmonaires



1.2.2 : La plèvre

C'est une membrane séreuse fine qui comporte deux feuillets, elle recouvre la surface de chaque poumon et s'insère sur les scissures situées entre ses lobes. L'espace potentiel entre les deux feuillets pleuraux contient un liquide qui empêche le frottement des poumons en mouvement contre la paroi thoracique [2].

1.2.3 : L'arbre bronchique :

1.2.3.1 : La trachée

La trachée est la voie aérienne la plus importante du système respiratoire. C'est un conduit cartilagineux rigide, où il offre les anneaux de la trachée. Elle est située devant l'œsophage et s'étend du larynx à la cinquième vertèbre thoracique (T5), où elle se divise en bronches souches droite et gauche (**figure 1.2**) [3].

1.2.3.2 : Les bronches

Les deux bronches naissent de la bifurcation trachéale. Elle se divise en deux bronches souches droite et gauche, les bronches souches se divisent pour former des bronches plus petites sont les bronches lobaires (ou secondaires), une pour chaque lobe pulmonaire, où se diversifient à leur tour et forment des bronches encore plus petites, les bronches segmentaires (ou tertiaires), qui se divisent en bronchioles. Ces dernières se ramifient et forment les bronchioles terminales. Ce réseau connu par l'arbre bronchique (**figure 1.2**) [3].

1.2.4 : les alvéoles

Les alvéoles sont des sacs aériens, forment des grappes aux extrémités des bronchioles terminales. Elle assure l'échange des gaz respiratoire « hématoxe » entre l'aire et sang (**figure 1.2**).

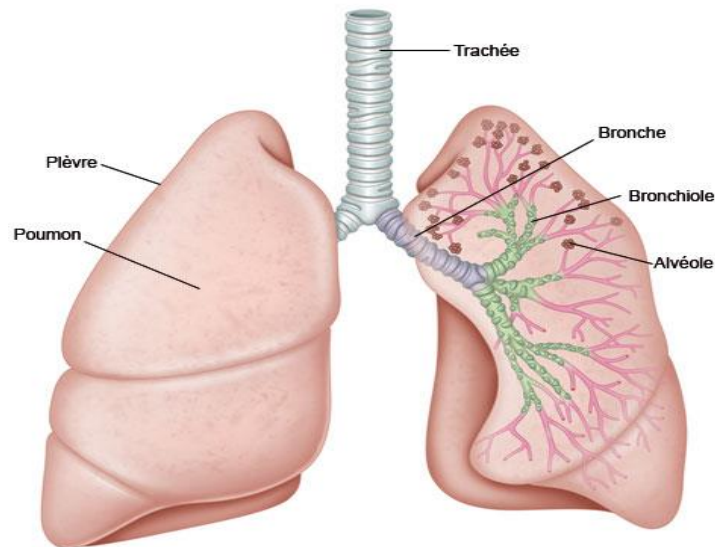


Figure 1.2: le Schéma de l'appareil respiratoire

1.2.5 : Le médiastin

Le médiastin représente par la partie centrale du thorax, il est composé du cœur, l'aorte et les gros vaisseaux l'axe trachéo-bronchique et l'œsophage, le thymus et des éléments vasculo-nerveux et lymphatiques. Il est limité latéralement par les poumons, en arrière par le rachis dorsal, en avant par le sternum, en bas par le centre phrénique, et en haut par l'orifice cervico-thoracique (**figure 1.3**).

Le médiastin est divisé d'avant en arrière en médiastin antérieur, médiastin moyen et médiastin postérieur [1].

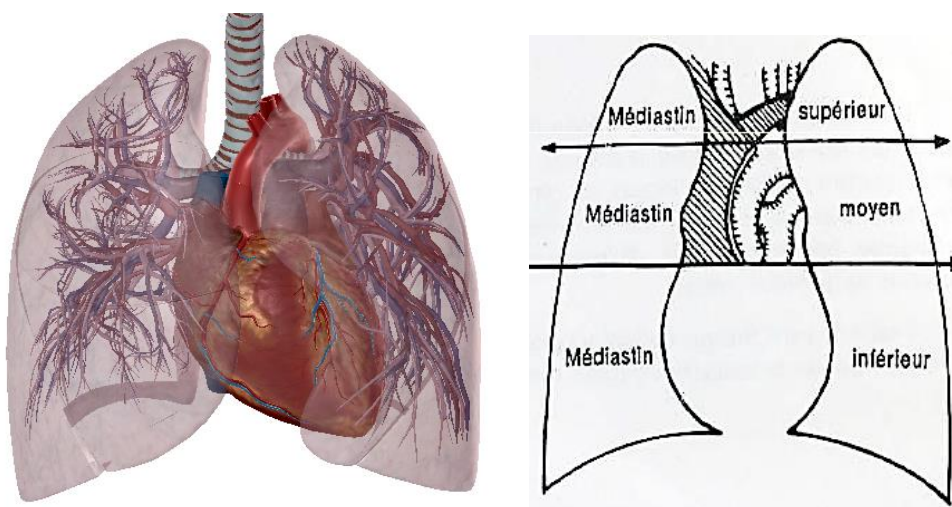


Figure1. 3: le médiastin



1.2.6 : la vascularisation pulmonaire

Il existe deux types de circulation, fonctionnelle et nourricière.

- **Fonctionnelle** assurée par l'artère et la veine pulmonaires, où l'artère pulmonaire transporte du sang non oxygéné du cœur aux poumons, et la veine pulmonaires transporte le sang oxygéné des poumons au cœur.

Cette circulation est à basse pression constitue la petite circulation.

- **Nourricière**, assurée par les artères et les veines bronchiques qui appartiennent à la grande circulation. Les artères pulmonaires suivent le trajet des bronches et de leurs divisions alors que les veines drainent le sang oxygéné dans l'oreillette gauche [4].

2. Le cancer du poumon

2.1. Définition du cancer

Le cancer c'est une prolifération anormale quantitative et qualitative à persister (après cessation de la cause) à s'accroître en échappant aux règles biologiques de la croissance et de la différenciation cellulaire.

Les termes "nodule" et "masse" sont souvent utilisés de manière interchangeable, mais une lésion de moins de 3 cm doit être appelée "nodule", et une lésion de plus de 3 cm une masse.

Les cancers malins ont un aspect d'irrégularité des contours, non différenciées d'où le tissu est différent de tissu d'origine et représentent des anomalies morphologiques et fonctionnelles y ont compris une grande taille, une cavitation qui représente par est une zone de radio-transparence dans une masse, et le diagnostic différentiel comprend le carcinome épidermoïde cellules squameuses, etc., et une augmentation de la taille au fil du temps (si des lésions antérieures ont été observées). La consolidation des poumons se traduit par une opacification sur le CXR (le cliché du thorax). Elle peut être due à un cancer des cellules broncho-alvéolaires (adénocarcinome) [5].

Les cancers bénins sont généralement connus par la régularité des contours et être bien différenciés, son évolution qui n'est pas immédiate, se limitant à une lente poussée régulière, pouvant comprimer les organes voisins ce qui constitue souvent le siège d'appel.

La figure suivante représente la différence entre un cancer malin et un cancer bénin.

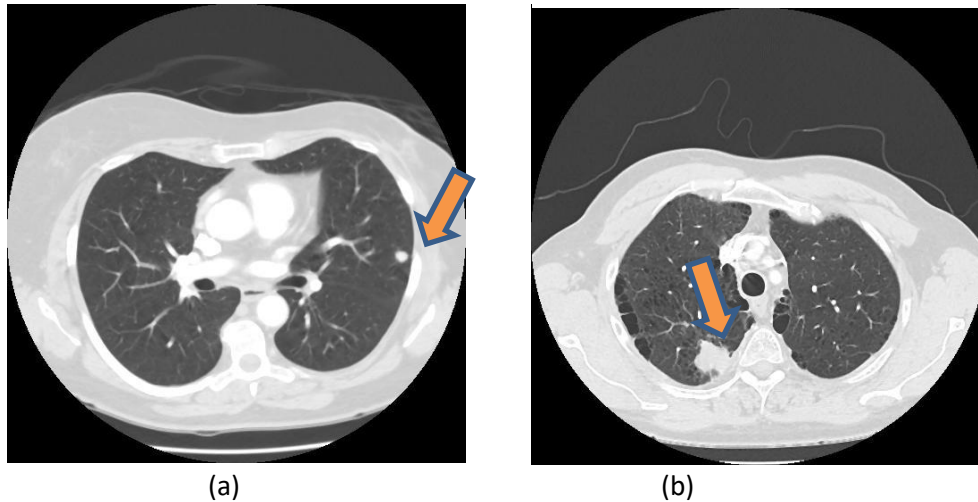


Figure 1.4: différence entre un cancer malin et un cancer bénin
; (a) : bénin ; (b) : malin.

2.2. Définition du cancer pulmonaire

Un cancer du poumon, appelé aussi cancer bronchique ou cancer broncho-pulmonaire, est une maladie de la muqueuse bronchique avec une hyperplasie endobronchique et tendance à se propager localement et à distance, ou, plus rarement, affecte les cellules qui tapissent les alvéoles [6].

Il s'agit d'une affection grave par son mauvais pronostic qui ne peut être amélioré que par un traitement chirurgical curatif si diagnostic précoce.

Environ de 85 % des cas liés au tabac donc il est le premier facteur de risque des cancers du poumon, le tabagisme passif augmente aussi le risque de cancer du poumon de 1,5 fois. D'autres facteurs environnementaux ou professionnels sont considérés comme cancérigènes pulmonaires, c'est-à-dire capables de contribuer au développement du cancer du poumon. Il s'agit notamment de l'amiante, des gaz d'échappement des moteurs diesel, du radon, des hydrocarbures aromatiques polycycliques ou de l'exposition professionnelle ou accidentelle aux rayonnements ionisants, ainsi que des facteurs génétiques.

Les symptômes fréquents combinent des problèmes respiratoires et une altération inexplicable d'état général donné d'une toux chronique, une bronchite chronique, des expectorations (crachats) sanguinolentes (hémoptysie), une dyspnée ou essoufflement bien que des douleurs



localisées au niveau du thorax, épaule, un maux de tête. Il y a d'autres signes comme la fatigue injustifiée, perte d'appétit, une perte de poids.

On compte 2 206 000 nouveaux cas et 1 796 000 décès attendus en 2022[7]. En effet, en Algérie plus de 4774 nouveaux cas/an et 4333 décès ont été enregistrés au courant de l'année 2020. [8] Par conséquent, le cancer du poumon est le cancer avec le taux de mortalité le plus élevé au monde.

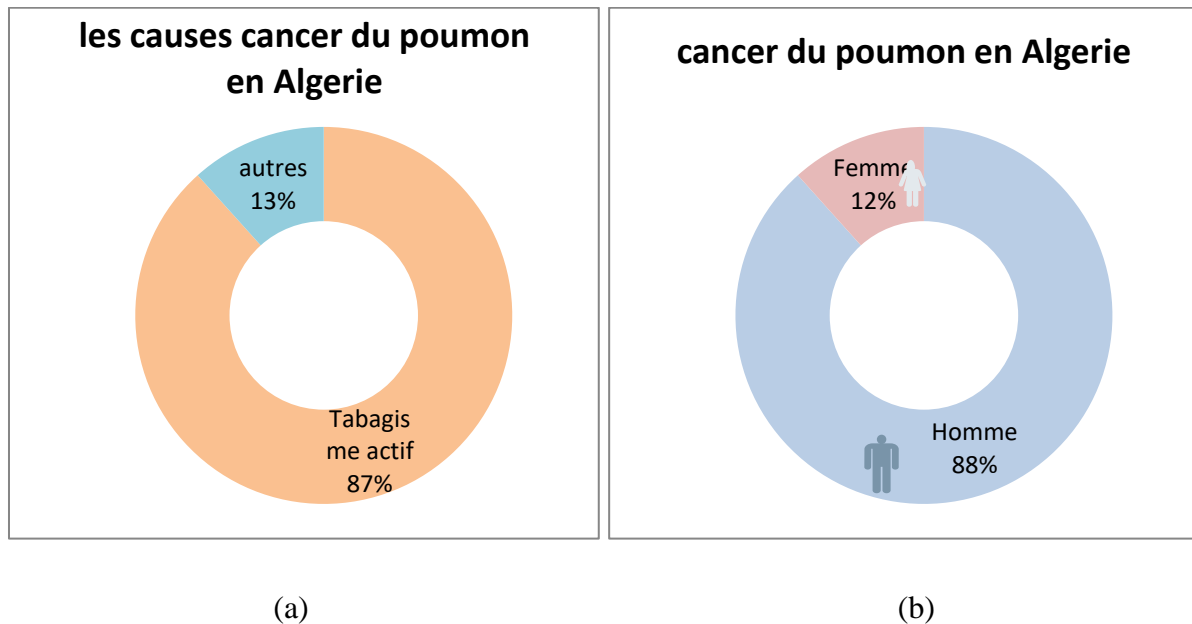


Figure 1.5: le taux de cancer pulmonaire en Algérie, (a) : les causes du cancer du poumon. (b) : le cancer du poumon en fonction de sexe.

2.3. Les types du cancer pulmonaire

Il existe deux types principaux de cancers du poumon en fonction de l'origine des cellules des bronches dont ils sont issus :

- le cancer bronchique non à petites cellules (CBNPC), qui représente environ de 85% des cancers du poumon. Mais il est plus facile à traiter car ils se développent plus lentement.

Il y a trois sous-types du cancer bronchiques non à petites cellules (CBNPC) :

- **Adénocarcinome :** c'est le plus fréquent, donne naissance dans les muqueuses produisant des cellules qui tapissent les voies respiratoires.



- **Le carcinome épidermoïde** : ce type se développe dans les cellules qui tapissent les voies respiratoires, se trouve dans la partie centrale des poumons.

- **Le carcinome à grandes cellules** : il est indifférencié et peut apparaître dans n'importe quelle partie du poumon, est un cancer à croissance rapide ce qui rend difficile à traiter, il est très similaire au cancer(CBPC).
Il existe d'autres mais sont moins fréquents.

- le cancer bronchique à petites cellules (CBPC), qui représentent environ de 15 % des cancers du poumon. Ils évoluent très rapidement, et difficile à soigner liés directement au tabagisme.

Ces deux types cellulaires se comportent très différemment en terme de progression du cancer et la sensibilité au traitement, il est donc important de les distinguer lors du diagnostic.

2.4. Les stades :

- Pour le cancer du poumon non à petites cellules, elle utilise la classification « TNM », qui prend en compte tous les aspects de la tumeur dans le poumon, la présence éventuelle de cellules cancéreuses dans les ganglions lymphatiques, et la présence éventuelle de métastases, sur la base des résultats de cette classification, le CBNPC comporte quatre stades avec une sévérité croissante sont :
 - **Les stades I et II**, pour les cancers localisés dans le thorax. Il n'y a aucun ganglion ou métastase.
 - **Le stade III**, pour les cancers localement avancés. Dans la majorité des cas, des ganglions situés dans la zone proche des poumons sont atteints. Il n'y a pas de métastase.
 - **Le stade IV**, pour les cancers avec métastases est appelés cancers métastatiques.

Le cancer du poumon à petites cellules est classé en deux stades :

- **Localisé**
- **Disséminé**



2.5. Diagnostic du cancer pulmonaire

Le diagnostic se fait habituellement par une fibroscopie bronchique pour visualiser les lésions endobronchiques et apporte la certitude diagnostique en réalisant des biopsies bronchiques pour les lésions centrales et la fibro-aspiration dirigée pour les lésions distales. Parfois une biopsie pulmonaire est indiquée ou un examen cytopathologie du liquide pleural. Mais les examens d'imagerie médicale à base de rayon X sont les bons examens pour l'exploration du parenchyme pulmonaire, accessibles et moins coûteux, et les plus performants.

2.6. Traitement du cancer pulmonaire

Le traitement dépend du type du cancer du poumon, la taille de la tumeur, son stade, et son évolution, et son étendue, est ce qu'elle est localisée ou bien s'il avait des métastases à la base des résultats de tests et des examens complémentaires, les médecins peuvent déterminer le stade du cancer du poumon qui détermine son pronostic et son traitement, ainsi que de l'état de performance du patient, de la fonction pulmonaire, des comorbidités et des souhaits du patient.

Lorsque les patients sont à un stade avancé de la maladie et que leur état de performance est médiocre, les symptômes doivent être pris en compte. Et dont l'état de performance est médiocre, le contrôle des symptômes peut être la meilleure option. Dans la section suivante, on parle de différentes options thérapeutiques.

Il existe trois types de traitements du cancer du poumon : la chirurgie, la radiothérapie, et les traitements médicamenteux tels que la chimiothérapie, la thérapie ciblée, et l'immunothérapie.

2.6.1. La chirurgie

L'objectif de la chirurgie du cancer du poumon est d'enlever complètement la tumeur, elle offre la seule véritable chance de guérison [11]. Bien qu'il s'agisse d'une amélioration. La chirurgie est parfois envisagée pour des patients sélectionnés, le stade peut confirmer l'opérabilité ou non.



2.6.2. La radiothérapie

La radiothérapie à visée curative peut être seule ou dans le cadre d'un traitement multimodal, avec la chimiothérapie et/ou la chirurgie. Est un traitement localisé du cancer qui utilise le rayonnement X pour détruire les cellules cancéreuses tout en épargnant autant que possible les tissus sains environnants. La radiothérapie peut être envisagée pour les patients atteints d'un CPNPC à un stade précoce (les stades I, II, IIIA) qui ne peut pas être opéré en raison de comorbidités ou ceux qui refusent la chirurgie. Les carcinomes et les épidermoïdes sont plus radiosensibles.

2.6.3 La chimiothérapie

La chimiothérapie fait partie des modalités de traitement pour la plupart des patients diagnostiqués avec un cancer du poumon. Elle est rarement curative, mais elle est la seule pour la plupart des patients atteints de CBPC et pour de nombreux patients atteints de CBNPC. La chimiothérapie est un traitement qui utilise des médicaments pour détruire les cellules cancéreuses ou les empêcher de se multiplier, est une thérapie générale qui agit sur tout le corps contrairement à la radiothérapie ou à la chirurgie, qui sont appelées thérapies locales ou locorégionales, elle offre un traitement systémique, elle peut également être administrée en tant que traitement adjuvant pour augmenter la survie après la chirurgie.

Elle est souvent associée à la radiothérapie pour augmenter la réponse au traitement et la survie, et peut être pour réduire le stade d'une tumeur dans l'espoir de la rendre radicalement traitable. Il y a généralement une bonne réponse initiale à la chimiothérapie, avec une réduction de la taille de la tumeur et une amélioration symptômes chez 70 % des patients [6].

2.6.4. Thérapie moléculaire ciblée

C'est un ensemble de médicaments conçus pour arrêter la croissance ou la propagation des cellules tumorales en interférant avec des molécules qui modifient ou interfèrent avec les mécanismes par lesquels elles se développent ou se propagent. Ce soi-disant "ciblage" peut agir plus spécifiquement sur les cellules tumorales, limitant les dommages aux cellules normales. La possibilité de cibler des protéines spécifiques a constitué une avancée majeure dans le traitement des patients atteints d'un cancer du poumon incurable. L'objectif de ces traitements ciblés est de permettre des diagnostics et des pronostics individualisés, en fonction des spécificités génétiques et biologiques des tumeurs des patients [12].



2.6.5. L'immunothérapie :

Immunothérapie est un traitement médicamenteux visant à rétablir une réponse immunitaire efficace afin que le système immunitaire attaque les corps anormaux ou étrangers dans l'organisme. Pour cela, il va agir sur les perturbations survenant dans les cellules tumorales ou dans leur environnement.

- Le cancer du poumon non à petites cellules, le traitement change avec le stade de la maladie on compte, les **stades I et II**, La chirurgie est impérative suivie par une chimiothérapie ou radiothérapie. Et le **stade III** est généralement traité par une chimiothérapie associée à une radiothérapie. Pour le **stade IV** la thérapie ciblée ou une chimiothérapie aussi une immunothérapie peuvent être posées pour favoriser une réponse immunitaire contre les cellules cancéreuses.
- Le CBPC est généralement sensible au traitement initial, mais les réponses sont souvent de courte durée. La chimiothérapie est indiquée avant la chirurgie, parfois on peut associer une radiothérapie.

2.7. L'imagerie médicale :

L'imagerie médicale constitue un élément clé du diagnostic clinique, et les améliorations de la qualité et du type d'informations disponibles à partir de ces images ont permis d'étendre la précision du diagnostic et la gamme de nouvelles applications dans le domaine des soins de santé.

2.7.1. Les Rayons X :

Les rayons X ont été découverts par le physicien allemand Wilhelm Röntgen en 1895, ce sont des ondes électromagnétiques, qui peuvent ioniser la matière à travers laquelle qu'il traverse. Ils sont absorbés par des substances solides et peuvent être atténués par toutes sortes de substances telles que les liquides et les gaz. Ils ont une longueur d'onde très courte d'ordre Angstrom ($10^{-10}m$), et alors une fréquence et énergie élevée comme montre la relation suivante :

$$E_x = h\nu = hc/\lambda$$



Avec :

E : énergie du photon.

h : constante de planck($h=6.62 \cdot 10^{-34}$ J.s).

ν : la fréquence de rayonnement.

c : la célérité ou la vitesse de propagation de l'onde ($m \cdot s^{-1}$).

λ : longueur d'onde (m).

La production de RX se fait par un tube en verre sous vide, comportent deux électrodes, une cathode émettrice et une anode(les deux en tungstène), soumises à une différence de potentiel (haute tension) pour accélérer un flux d'électrons, qu'ils viennent donc bombarder l'anode qui alors émet le rayonnement X [9]. Ces rayonnements propagent en ligne droite à la vitesse de lumière, et pénètrent facilement la matière « molle » et absorbés par la matière « dure », ils ont utilisé pour la radiographie. La figure suivante montre la production de RX.

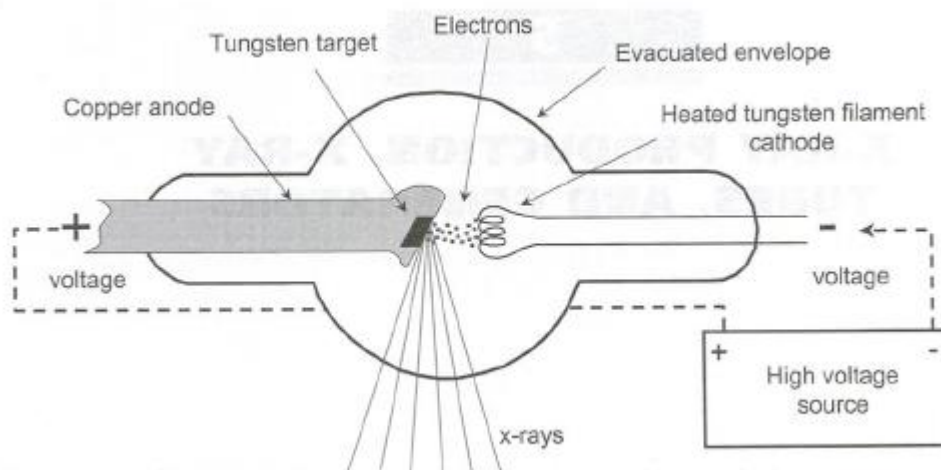


Figure1. 6: Tube à rayon X

2.7.2. La radiologie conventionnelle :

La radiographie fut la première technique d'imagerie médicale et la plus facile, bien que la plupart des images actuellement produites sont numériques et avec l'application de nouvelles techniques pour minimiser la dose de radiations. Les rayons X sont absorbés par le corps en



relation avec à la densité spécifique et au numéro atomique des divers tissus. il y a quatre densités principales : os, air, graisse, muscle. En irradiant le volume d'intérêt, pour la visualisation non invasive de l'anatomie interne du corps humain. Ces différences d'absorption sont enregistrées sur un récepteur d'images.

La radiographie du thorax (CXR) est souvent la première investigation qui mène à un diagnostic de cancer du poumon, elle permet de commencer le bilan d'extension locorégional et le suivi évolutif post thérapeutique c'est pour ça elle est l'un des examens les plus courants, elle est rapide et facile à réaliser, disponible dans tous les hôpitaux. Malgré tout ça la télé-thorax peut montrer des masses médiastinales, mais un CT (computed tomography) est plus sensible et plus spécifique que le CXR et est nécessaire pour voir les structures de la cavité thoracique en détail.



Figure1. 7: Télé-thorax normale en PA

2.7.3. Tomodensitométrie TDM :

Il y a plusieurs tests qui peuvent déterminer l'état de santé des poumons, et doivent être réalisés pour confirmer le diagnostic de cancer du poumon. Mais le test considéré comme le plus efficace à un stade précoce est CT (computed tomography ou la tomographie assistée par ordinateur). Le radiologue analyse les images produites pour rechercher des zones anormales dans les poumons qui pourraient indiquer un cancer.

La scanographie à RX peut être définie comme une méthode de mesure de la densité radiologique des volumes élémentaires d'une coupe. Parfois un produit de contraste iodé est



administré. Un scanner du thorax et de l'abdomen est essentiel pour avoir le stade initial du cancer du poumon.

La tomodensitométrie thoracique à faible dose est favorable pour ceux qui ont besoin d'un scanner régulier pour surveiller nodules pulmonaires ou pour surveiller la réponse aux traitements. La figure suivante représente un CT thoracique normale avec la fenêtre pulmonaire.

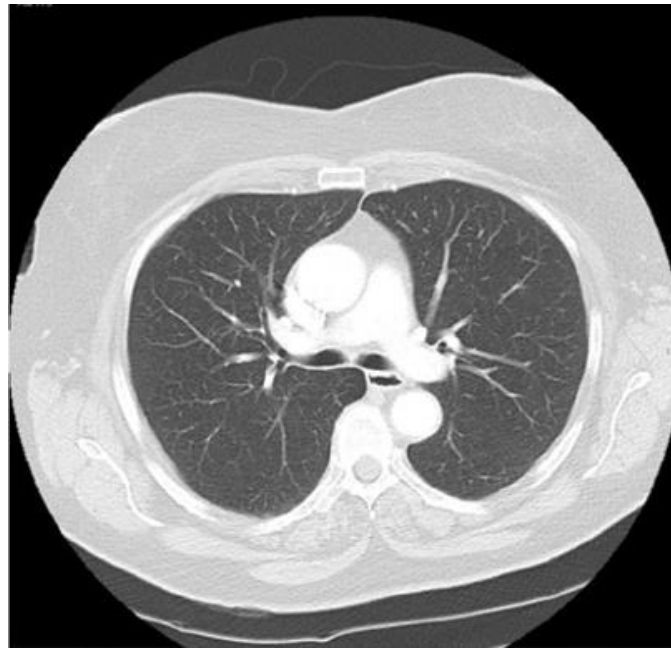


Figure1. 8: CT thoracique normale (fenêtre poumons)

2.7.3.1. Principe de fonctionnement

La tomodensitométrie (TDM) a été inventée par un ingénieur anglais Geoffrey Hounsfield en 1970 comme nouvelle méthode de diagnostic. Son principe repose sur l'atténuation et l'absorption de RX. Le tube à rayons X tourne autour du malade en même temps qu'une série de détecteurs qui vont mesurer la quantité de rayons X résiduels qui sont reçus après traversée du corps à étudier, les images projetées des structures sur différents niveaux du corps se déplacent avec différentes vitesses [10].

En effet, une partie du rayonnement incident qui entre en contact avec le corps est absorbée par les tissus traversés. Le rayonnement émergent est capté par des détecteurs électroniques qui tournent simultanément avec le tube. Ainsi, le détecteur électronique recueille le rayonnement résiduel après avoir traversé l'organe à étudier et mesure l'atténuation des rayons



X. Le détecteur convertit le signal de rayons X en un signal électrique, qui à son tour est converti en informations numériques exploitables par les programmes de l'ordinateur. La **figure 1.9** illustre le principe du TDM.

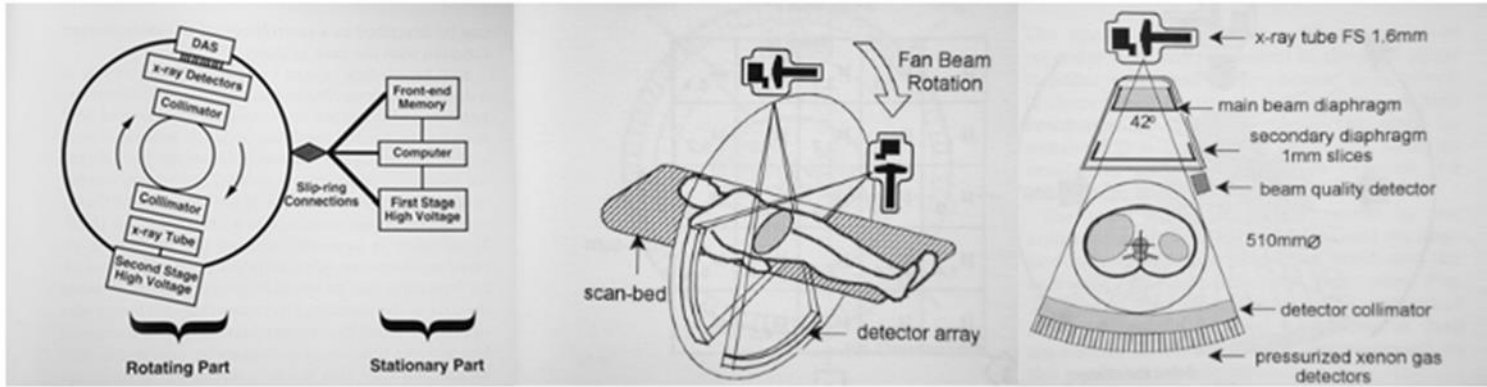


Figure1. 9: Principe de fonctionnement du TDM

2.7.3.2. Scanner spirale :

Le scanner spirale ou hélicoïdale, a été introduit en 1989 ce qui a constitué une évolution spectaculaire, permettant au le scanner à devenir une véritable modalité d'imagerie volumique. Dans le cas du CT spirale, il y a une rotation continue du tube à rayons X et le déplacement de la table, ce qui une vitesse de balayage beaucoup plus rapide. La figure suivante démontre ce principe

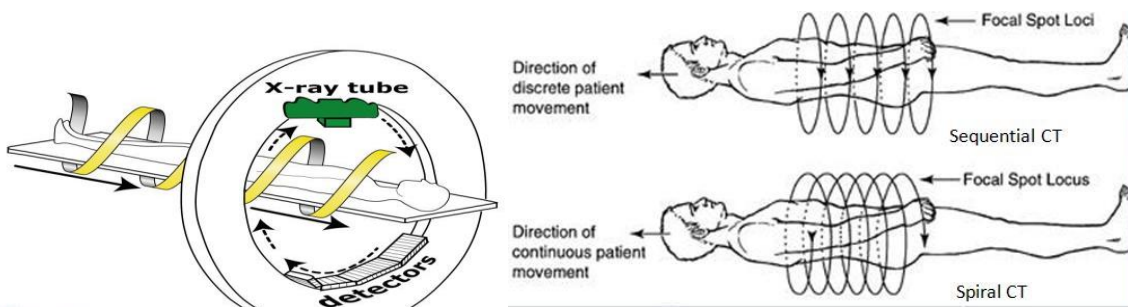


Figure1. 10: le scanner hélicoïdale

2.7.3.3. Scanner multi coupes :

Les tomodensitomètres conventionnels possèdent une seule rangée de détecteurs qui peuvent acquérir une seule tranche d'image par rotation. Un système de tomodensitométrie multi-coupes utilise en revanche plusieurs rangées de détecteurs (14, 16, 64), ce qui lui permet d'acquérir des images de plusieurs coupes par rotation. La vitesse du portique est également



augmentée dans un système de CT multi-coupes, ce qui entraîne une augmentation globale de la vitesse de balayage. Ces améliorations réduisent considérablement temps de balayage, ce qui permet de balayer un volume à scanner en un temps beaucoup plus court. Cette technique donne une meilleure résolution.

2.7.4. Tomographie par émission de positron TEP :

Une tomographie par émission de positons (TEP) est essentielle pour connaître le stade précis du cancer du poumon. Le FDG (fluoro-2-désoxy-glucose), qui est un analogue du glucose, est injecté et absorbé par les cellules à métabolisme rapidement, y compris les cellules cancéreuses, qui libèrent des positrons qui sont détectés par une gamma-caméra. La TEP est efficace pour détecter les métastases.

2.7.5. Imagerie par résonance magnétique IRM :

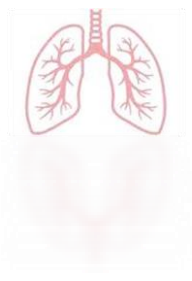
L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un examen sûr, qui permet d'obtenir une clarté anatomique de certaines structures des tissus mous et de voir si des tumeurs sont présentes dans la paroi thoracique, et peut donner des informations utiles si une chirurgie thoracique est envisagée.

L'IRM n'expose pas le patient à des risques de radiation, mais elle est difficile à effectuer sur les patients claustrophobes à cause du bruit d'appareillage. Cette technique est contre-indiquée chez les personnes portant un stimulateur cardiaque ou des implants métalliques.

Une IRM, la TEP ou bien la scintigraphie osseuse sont considérer comme des examens complémentaires qui peuvent être réalisés pour la recherche d'une extension du cancer dans les autres organes (des métastases).

Conclusion :

À cet égard, il est fondamental de soumettre les personnes à haut risque à des dépistages réguliers. Grâce auxquels il est possible de détecter le cancer à un stade très précoce. Le dépistage de cette affection repose encore actuellement sur le cliché standard, d'où La classification pré-thérapeutique repose essentiellement sur la tomодensitométrie (TDM), qui évalue au mieux l'opérabilité des patients et le traitement qui l'on convient.



Chapitre 02 : Etat de l'art et techniques de classification



2.1 Introduction :

La recherche sur le cancer vise à étudier la dynamique de croissance des cellules cancéreuses et à développer des stratégies de prévention, de diagnostic et de traitement. Le diagnostic assisté par ordinateur utilise des techniques informatiques puissantes, et des nouvelles techniques de traitement d'images (vision artificielle), avec les méthodes d'apprentissage automatique pour analyser les données d'imagerie du patient et qui peuvent ensuite être utilisées pour aider les radiologues à prendre des décisions. Avec les récents progrès de l'intelligence artificielle (IA), nombreuses études et recherches ont été commencées à utiliser les différentes méthodes et techniques d'apprentissage automatique (ML), et d'apprentissage profond pour détecter et classifier le cancer du poumon.

Dans ce chapitre, nous soulignons les études et les recherches qui ont été effectuées pour la détection et la classification du cancer pulmonaire. Ensuite, nous discutons généralement des défis du développement d'outils de CAD à l'aide de techniques d'apprentissage profond et d'apprentissage automatique.

2.2 Etat de l'art :

Beaucoup de recherches ont été effectuées sur le cancer du poumon dans le but de développer des outils automatiques de classification. Dans cette section, on va établir un état de l'art exhaustif et cité quelques travaux.

Asghar Ali Shah et.al [13], ont proposé un système basé sur l'approche d'apprentissage profond pour détecter les nodules pulmonaires, et identifier le cancer du poumon à partir d'images de tomodensitométrie en utilisant la base de donnée LUNA 16. Trois modèles de CNN 2D sont proposés. La première phase de cette approche, consiste à convertir toutes les données au format JPEG, ensuite, réduire leurs tailles en 50 x 50 afin de minimiser le temps de calcul. Par la suite, une étape d'augmentation de la base d'images a été effectuée en utilisant des opérations de rotation et de zoom. Finalement des réseaux neuronaux artificiels et des CNN sont établis pour effectuer une classification du cancer des poumons. Une précision de 95 % a été achevée par cette approche.



Maithily Marathe et.al [14], ont présenté un système de détection du cancer du poumon, en utilisant des techniques d'apprentissage profond avec réseau neuronal convolutif. La base de données utilisée est collecté depuis le site <https://wiki.cancerimagingarchive.net/> qui contient 6735 images scanographique avec 3 235 images cancéreuses et 3 500 images non cancéreuse. Tout d'abord, toutes les images ont été redimensionnées à la taille de 100 x 100. Après une étape de prétraitement, un modèle CNN est formé à l'aide d'un ensemble de données d'entraînement et d'évaluation. 70% d'images ont été utilisées pour l'apprentissage et 30% pour le test. Les performances de modèle CNN conçu ont été comparées avec les architectures suivantes : VGG16 et VGG19 et Resnet50. Une précision de 100% a été achevé par le CNN conçu, tandis que 86,04%, 84,67%, 77,93%, de précision a été obtenus par VGG16 et VGG19 et Resnet50 respectivement.

Nusraat Nawreen et.al [15], ont proposés un système de détection et classification du cancer du poumon par les méthodes de traitement d'images et d'apprentissage automatique. La base d'images TCIA (Cancer Imaging Archive) a été utilisée dans ce travail. La méthode proposée comporte quatre étapes : un prétraitement, segmentation, extraction des caractéristiques et une classification. Dans la phase de prétraitement, ils ont appliqué un redimensionnement des images suivi d'un lissage par un filtre médian afin de réduire les bruits. Par la suite, des méthodes de seuillage et de détection des contours sont effectuées afin de segmenter la région de la tumeur pulmonaire. Finalement, cinq caractéristiques (surface, Périmètre, Excentricité, Compacité, Circularité) ont été extraient pour la classification. Ces derniers sont utilisés comme entrés d'un classifieur SVM afin de classer la tumeur comme bénigne ou maligne

Wadood Abdul [16], proposé un système automatique de détection et de classification du cancer du poumon (ALCDC) le système basé sur des images de tomodensitométrie (CT), provenant de la base de données (LIDC IDRI). Les nodules pulmonaire ont segmentées et seront l'entrée du CNN pour classer les nodules pulmonaires comme bénins ou malins, sans calcul des paramètres de la morphologie et de la texture. Le système proposé donne de bons résultats avec une exactitude de 97,2 %, une sensibilité de 95,6 % et une spécificité de 96,1 %.



Mesut Togaçar et.al [17], ont proposé un modèle hybride basé sur l'utilisation de six classifieurs d'apprentissage automatique, trois modèles d'apprentissage profond, et une méthode de sélection des caractéristiques mRMR (minimum redundancy maximum relevance) afin de détecter le cancer du poumon. La combinaison d'Alex Net, KNN et la méthode mRMR ont fourni une précision de 99,51 %, une sensibilité de 99,32 % et une spécificité de 99,71%.

2.3 Systèmes d'aide au diagnostic CAD

Les images de tomodensitométrie (TDM) sont utilisées pour fournir des informations précieuses sur l'évaluation de la tumeur, ce qui a ouvert la voie au développement de systèmes de décision assistée par ordinateur (CAD) capables d'évaluer automatiquement les tumeurs. Les approches d'intelligence artificielle (IA) peuvent intégrer des caractéristiques complexes et extraire les informations pertinentes des images qui peuvent être utilisées pour prédire la malignité ou bien la bénignité des nodules pulmonaires. Afin d'aider le médecin radiologue à obtenir un diagnostic précoce et plus précis.

Les logiciels d'aide au diagnostic (*Computed Aided Detection* [CAD]) existent depuis plusieurs années en mammographie, pour la détection des nodules et les micronodules ou bien les micro-calcifications du sein, ou lors de coloscopies virtuelles. Mais leur performance, et de ce fait leur utilisation, sont encore très limitées [18]. Ces logiciels peuvent prédire avec plus de précision la malignité des tumeurs, mais il est de plus en plus difficile d'expliquer les raisons derrière ces décisions mathématiques complexes, car l'abstraction mathématique inhérente à ces méthodes augmente. En effet, il est difficile pour le système de décrire ce qu'il fait d'une manière compréhensible pour l'homme, ce qui peut réduire la confiance dans les décisions du CAD. L'intelligence artificielle, grâce à l'utilisation des techniques d'apprentissage profond (DL) et d'apprentissage automatique (ML), vise à améliorer les performances de ces systèmes, et donne un diagnostic plus fiable afin de fournir une assistance intelligente pour améliorer les soins de santé. La figure suivante présente l'architecture du système CAD.

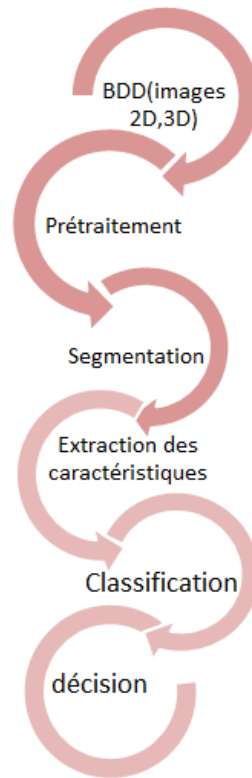


Figure2. 1: l'architecture du CAD

Le terme CAD est souvent utilisé au sens large pour désigner la détection et le diagnostic assisté par ordinateur :

- Détection assistée par ordinateur (CADE) : Signale des zones spécifiques de l'image qui peuvent être anormales pour réduire le risque de manquer la pathologie d'intérêt.
- Diagnostic assisté par ordinateur (CADx) : aider les praticiens à évaluer et à classer la pathologie dans les images médicales. Et qui peuvent attribuer une probabilité de malignité ou de maladie.

Les systèmes d'imagerie CAD en Algérie ne sont actuellement acceptés qu'en tant que second lecteur. Le flux de travail du second lecteur exige que le médecin termine son examen des images avant de visualiser les résultats du CAD. Alors ne fait que faciliter la tâche des médecins.

Au cours de la dernière décennie, les systèmes de détection assistée par ordinateur (CAD) sont passés du domaine exclusif du milieu universitaire à de puissants systèmes de mammographie commerciaux. Les médecins l'utilisent dans la pratique clinique pour aider à la détection précoce des cancers à partir d'images médicales (figure.2.2). Cette croissance a



été stimulée par la décision de la Food and Drug Administration (FDA) des États-Unis en 1998 de créer un système d'information sur le cancer [19].

Les systèmes CAD sont utilisés actuellement pour la détection du cancer du côlon, et du cancer du poumon à partir de volumes tomodensitométriques tridimensionnels. Pour que ces systèmes soient efficaces, ils doivent avoir une sensibilité élevée et un taux de faux positifs extrêmement faible par volume



Figure2. 2: différent exemple de systèmes CAD (GE healthcare &Siemens healthineers).

2.3.1 Les performances du CAD :

La performance des systèmes CAD est mesurée en fonction des différents points de fonctionnement possibles. Le choix des caractéristiques et du classifieur dans le système est essentiel à son succès. Le processus typique d'entraînement hors ligne du classifieur utilisé consiste à collecter une base de données d'images des patients, dans laquelle les images ont été étiquetées par un groupe de médecins experts, ou de préférence, à partir des résultats pathologiques d'une biopsie du tissu, et enfin générer des caractéristiques pour chaque patient afin de produire un ensemble d'apprentissage. Un algorithme de classification (d'apprentissage automatique & d'apprentissage profond) est ensuite utilisé pour apprendre ou entraîner le classificateur, qu'il doit avoir une sensibilité et spécificité très élevées, et en utilisant des méthodes plus sophistiquées, y compris l'analyse multi-lecteurs multi-cas (MRMC). Afin de développer et de valider le système pour une utilisation clinique.

- Multi-lecteurs multi-cas(MRMC) permet de tenir compte de la variabilité du lecteur, du patient, de la variabilité de l'appareil de balayage et des paramètres.



Etat de l'art et techniques de classification de cancer du poumon

Dans le contexte clinique et que l'algorithme de classification soit robuste, alors le classifieur doit avoir une bonne généralisation. Bien que la généralisation soit un problème fondamental de l'apprentissage automatique que l'on rencontre dans tous les domaines, la nature inhérente de la collecte des données et du processus d'extraction des caractéristiques rend ce problème plus difficile à traiter dans les algorithmes de CAD. Le plus gros problème est le choix des caractéristiques, les médecins détectent les cancers en extrayant visuellement des caractéristiques basées sur la forme et la texture, qui sont souvent qualitatives plutôt que quantitatives, à partir des images. Cependant, il n'existe généralement pas d'algorithmes de traitement d'image définitifs qui correspondent exactement aux caractéristiques qualitatives précises et souvent subtiles, utilisées intuitivement par les médecins. Pour obtenir une spécificité élevée, en doivent nécessairement prendre en compte un très grand nombre de caractéristiques expérimentales de traitement d'images.

2.3.2 L'importance du CAD :

Les médecins courent le risque de faire des erreurs et de mal diagnostiquer lors de l'évaluation d'un grand nombre d'images, un problème qui se reflète dans l'importance de l'analyse de qualité d'interprétation. Les systèmes CAD peuvent réduire de manière significative les erreurs, en réduisant le temps, et en identifier la moitié des cas perdus pour les humains.

Le fait que les systèmes CAD qui utilisent l'apprentissage profond puissent surpasser les humains dans certaines tâches de diagnostic, mais ne signifie pas qu'ils prendront la place des radiologues. Ils sont susceptibles d'améliorer les compétences des médecins en matière de diagnostic, plutôt que de les rendre obsolètes, et établir un diagnostic définitif à partir de multiple source d'information, et aider les gens à être plus efficaces avec leur temps.

En fin de compte, deux cerveaux valent mieux qu'un. Cela aidera les radiologues et les autres médecins. À long terme, cela se traduira par de meilleurs résultats. L'utilisation de l'IA pour détecter les tumeurs à un stade précoce pourrait en fait doubler le temps dont disposent les oncologues pour traiter les patients, les rendant ainsi plus susceptibles d'empêcher la propagation du cancer.

2.4 L'intelligence artificielle en médecine :

L'intégration de l'IA dans la vie quotidienne (achats en ligne, reconnaissance faciale, géolocalisation, etc.) connaît un grand succès et marquer une grande efficacité des



Etat de l'art et techniques de classification de cancer du poumon

algorithmes dans l'exécution des tâches complexe, ont conduit à l'introduction de cette technologie dans le domaine médical.

L'intelligence artificielle (IA) et les techniques d'apprentissage automatique ont été intégrées dans les diagnostics d'imagerie grâce aux progrès technologiques. L'une des principales recherches cliniques au XXI^e siècle est pour continuer à développer et à étudier ces technologies, en particulier dans le domaine de l'imagerie médicale, qui a ouvert la voie à la numérisation des hôpitaux. Le travail est continu sur l'intelligence artificielle et les grandes bases de données « Big Data » pour explorer et créer des moyens innovants basés sur une compréhension clinique de l'analyse des données dans le cadre d'une forte collaboration multidisciplinaire, en particulier avec l'expertise médicale et l'informatique. L'objectif est d'améliorer le diagnostic, l'évaluation du traitement et le pronostic à l'aide de techniques d'apprentissage automatique et d'intelligence artificielle, ainsi que de permettre le développement d'une médecine de précision.

Parmi les domaines de la médecine les plus prometteurs « la radiologie ». Le service de radiologie est l'une des plus grandes sources d'informations numériques en médecine, du fait de la numérisation des images médicales, il crée régulièrement de grandes quantités de données, ce qui en fait un domaine prometteur pour les applications de l'intelligence artificielle qui affecte de manière significative l'environnement de travail des radiologues. La prévention, le diagnostic et le traitement sont les trois aspects des soins de santé qui sont connus un changement et une amélioration considérable. L'IA représente une nouvelle étape dans le développement de l'imagerie médicale, qui constitue une formidable opportunité lorsque les techniques existantes d'interprétation des examens radiologiques dépassent leurs limites. La vitesse de la machine augmentant le nombre de patients pouvant être examinés, le nombre d'images à lire augmente considérablement, ce qui raccourcit considérablement le temps de lecture par image et augmente d'autant le risque de passer à côté d'une lésion. Dès lors, le rôle potentiel de l'IA dans le processus radiologique devient évident, et l'IA peut aider à la prise de décision médicale [20].

L'entraînement des algorithmes d'IA, généralement basés sur des approches de type réseaux neuronaux, nécessite un grand nombre de cas fiables. Or, la rareté de certaines pathologies rend impossible la collecte du nombre de cas nécessaires à l'entraînement de l'algorithme. Si les systèmes d'IA ont un fort potentiel pour la lecture et la reconnaissance d'images, leur capacité à rédiger un rapport structuré prenant en compte le contexte clinique du patient est



Etat de l'art et techniques de classification de cancer du poumon

limitée [21]. L'utilisation intensive des grandes bases de données dans les hôpitaux a conduit à un changement de paradigme, passant d'une approche centrée sur le patient à une approche centrée sur les données, cette nouvelle façon de traiter les données est un premier pas vers la création d'une intelligence artificielle (IA) dans nos établissements de santé. Et ces données rend accessible et très prometteur pour l'entraînement des réseaux neuronaux et de l'apprentissage profond en particulier. Aussi ils augmenteront la capacité d'enregistrer, de suivre et d'évaluer les données des rapports, ainsi que la possibilité de développer des outils de prise de décision automatisés et fondés sur des données au point de service. Cette approche aide les radiologues en fournissant une analyse fondée sur les données pour de meilleurs résultats diagnostiques et cliniques, ainsi qu'une connaissance objective et approfondie de l'ambiguïté, en identifiant ses origines sous-jacentes. En exploitant de ses avantages et en développer les capacités des radiologues, avec cette nouvelle technologie plutôt qu'en la combattant [20].

L'utilisation de l'intelligence artificielle dans l'imagerie médicale a pour but :

- Détection et reconnaissance des images : identification des organes et les structures anatomique, les lésions et tumeurs de manière robuste.
- Segmentation et enregistrement des images : détection de contours, et les limites d'une lésion, ou structure cible, reconnaissance de formes. Et modélisation d'enregistrement avec l'apprentissage par renforcement [22].
- Classification des images [23] : c'est-à-dire diviser les informations médicales en groupes comme notre cas classification de cancer pulmonaire en 3classe (malin, bénin, normale)
- Diagnostic assisté par ordinateur.
- Reconstruction d'images.

Pour qu'on applique les méthodes et techniques d'IA et d'apprentissage profond en imagerie médicale, on percute avec un certain obstacle, notamment, des obstacles législatifs, dont la plupart sont liés à des préoccupations en matière de protection de la vie privée, qui empêchent l'échange de données entre organisations, voire au sein d'une même institution. Ainsi que les données à haute résolution et dimensionnalité conduisent généralement à des modèles d'IA avec de grands paramètres. En outre, la plupart des applications d'imagerie médicale impliquent des annotations d'images pour former les systèmes d'IA, ce qui nécessite de grandes quantités de données.



Pour former et mettre à jour les modèles d'imagerie médicale, les chercheurs qui étudient les dernières avancées en matière d'apprentissage automatique doivent adapter leurs programmes à l'afflux constant de données annotées de haute qualité. Il est nécessaire de diviser en 2 étapes, la production de programme et de retour d'information dans le processus radiologique. L'objectif ultime est d'encourager l'intégration d'IA dans le processus radiologique, où les modèles générateurs d'inférences évoluent en réponse à l'apport constant de nouvelles données médicales et au retour d'information et commentaires du radiologue, ce qui entraîne un apprentissage continu du modèle.

2.5 Apprentissage automatique (Machine learning) :

L'apprentissage automatique est un sous-ensemble d'intelligence artificielle qui consiste à utiliser des algorithmes qui servent à extraire des informations à partir des données brutes pour les présenter d'une manière exploitable par un certain type de modèle. Nous utilisons ce modèle pour déduire de nouvelles choses sur d'autres données qui n'ont pas encore été modélisées [24]. En fait, le modèle n'est rien d'autre que ce que nous voulons obtenir comme produit final. Dans le domaine de l'intelligence artificielle, nous avons un système expert, qui est un modèle de résolution de problèmes basé sur les connaissances et le savoir-faire des experts. Le modèle est généralement fonctionne aussi bien que les experts eux-mêmes. Une fois que le processus d'apprentissage automatique a trouvé le modèle à partir des données d'entraînement, nous appliquons le modèle aux données réelles du terrain. Les données utilisées pour la modélisation dans le cadre de l'apprentissage automatique et les données fournies dans l'application sur le terrain sont distinctes. Ce processus est illustré dans la **figure 2.3**.

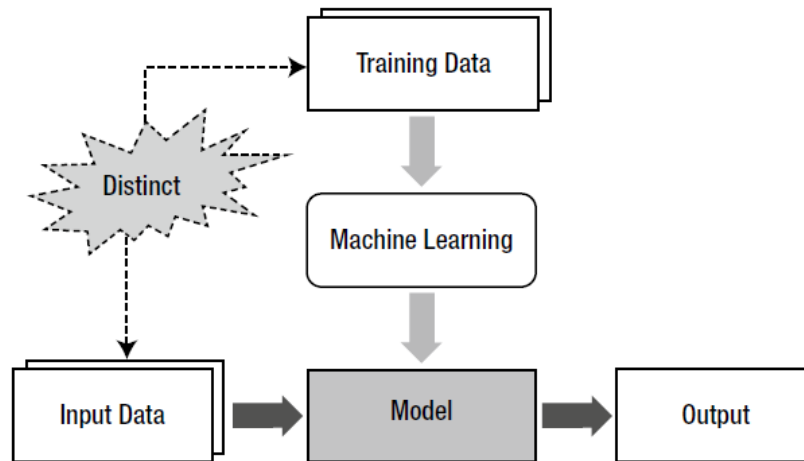


Figure2. 3: Le processus d'apprentissage automatique.

Il existe essentiellement quatre types d'apprentissage automatique, supervisé, non supervisé, semi supervisé et apprentissage par renforcement.

- 1. Apprentissage non-supervisé :** Dans l'apprentissage non supervisé, la machine s'entraîne avec des données non étiquetées, ce qui permet à la machine travailler sur des informations non guidées. Aucune étiquette n'est introduite dans la procédure. Dans ce cas, la machine se classe d'elle-même, elle identifiera les dissimilarités entre les classes. Ce type est convient aux problèmes d'association et de regroupement. L'approche consiste à comprendre les modèles et à découvrir de l'information. Les algorithmes non supervisés applicables comprennent le regroupement à l'aide d'algorithmes de regroupement hiérarchiques, tels que les k-moyennes (K-means), FC-means, etc.
- 2. Apprentissage semi supervisé :** Il est utilisé lorsqu'on a une base de données qui contient une petite partie étiquetée et une grande partie non étiquetée. L'aider est d'utilise la petite partie de données avec l'étiquète pour labelliser un grand nombre de données sans labels, c'est-à-dire entraîner les données avec labels et exploiter les données sans labels, pour améliorer les performances du système.
- 3. Apprentissage par renforcement :** Dans l'apprentissage par renforcement, l'algorithme interagit avec son environnement en réalisant des actions et en apprenant de ces erreur et succès, il est basés sur un système de récompense, Apprend une stratégie de comportement en fonction d'expériences passées et des récompenses perçues. Donc, l'approche est une méthode d'essai et d'erreur.



4. Apprentissage supervisé :

Dans l'apprentissage supervisé, nous formons la machine avec des données étiquetées. En d'autres termes, les étiquettes comme des guides. Dans notre cas, nous avons alimenté la machine avec des interprétations d'experts. Ce type de méthode convient aux problèmes de régression et de classification. L'approche consiste à la mise en correspondance d'une entrée étiquetée avec une sortie connue. Il y a deux phases, la phase d'apprentissage qui consiste à déterminer un modèle des données étiquetées. Ensuite, la phase de test, qui consiste à prédire une étiquette à une nouvelle donnée. Les algorithmes applicables comprennent : SVM, KNN, DT, etc.

L'apprentissage supervisé est utilisé pour un plus grand nombre d'applications que les autres types d'apprentissage. Le plus important, que c'est le premier concept qu'on doit aborder dans le monde d'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique. Dans notre étude nous allons les adopter puisque nos données sont étiquetées. Parmi les algorithmes qu'on a utilisé : K-plus-proche-voisins (KNN), l'arbre de décision (DT), machines à vecteurs de supports (SVM), réseaux de neurones artificiels (ANN). Dans ce qui suit, nous présentons le principe de fonctionnement de ces algorithmes.

4.1.Algorithme de KNN (k-Nearest Neighbor): ou bien K-plus-proches-voisins, est l'une des méthodes d'apprentissage supervisé les plus simples, dédié à la classification et la régression des données. Cet algorithme consiste à chercher parmi l'ensemble d'apprentissage T contenant l'ensemble d'individus et leurs classes d'affectation. L'idée est de chercher les K plus proches voisins selon une fonction de distance, donc, on calcule la distance euclidienne puis, l'individu est affecté à la classe majoritaire parmi les k plus proches voisins. L'inconvénient de cette méthode c'est qu'elle nécessite un espace mémoire pour stocker les données.

$$\text{Distance euclidienne : } D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2} \quad (1)$$

Remarque : pour la fonction de distance, on trouve plus souvent la distance euclidienne mais il existe d'autres tels que la distance Manhattan, distance euclidienne pondérée ou la formule de sommation.

4.2. SVM (Support Vector Machine) : en français c'est Machines à Vecteurs de Supports ou Séparation à Vaste Marge, est un algorithme d'apprentissage supervisé utilisé pour les tâches de classification et de régression. Elle est l'une des meilleures méthodes pour la classification binaire d'images, l'objectif est de trouver un



Etat de l'art et techniques de classification de cancer du poumon

classifieur linéaire (hyperplan) qui va séparer les données et maximiser la distance entre deux catégories. Dans le cas non linéaire, on utilise une fonction du noyau (kernel) qui peut être polynomiale, gaussien, sigmoïde, laplacien ou d'autres pour changer l'espace de données. En cas de plus de trois classes, la géométrie de séparation par hyperplan devient plus complexe. Cette méthode ne nécessite pas de grande base de données (figure.2.4).

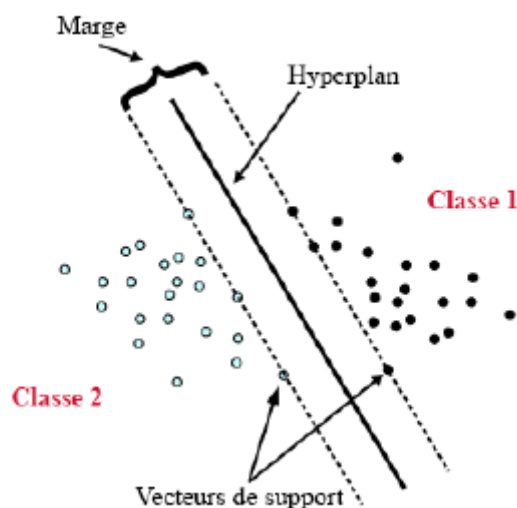


Figure2. 4: classification par Machines à Vecteurs de Supports(SVM).

4.3. Arbre de décision : en anglais c'est Decision Tree (DT), il s'agit d'un algorithme d'apprentissage automatique supervisé symbolique, est une procédure de classification qui peut être écrite sous forme de règles. Pour construire cet algorithme, on commence par construire un arbre de décision à partir des données de l'ensemble d'apprentissage, puis traduire cet arbre en un ensemble de règles (feuilles d'arbre). Ensuite, on utilise la structure de cet arbre pour classer les données. Chaque nœud de l'arbre correspond à un test sur un attribut, et chaque branche partant d'un nœud correspond à une ou plusieurs valeurs de ce test. Les arbres de décision ont deux qualités appréciables, les décisions sont aisément interprétables, et très rapide.

Lorsque l'arbre est très étoffés (complexe), on utilise un élagage pour supprimer les parties de l'arbre qui ne semblent pas performantes pour prédire la classe de nouveau, et remplacées par un nœud terminal. Parmi ces algorithmes ID3, C4.5, CART (*Classification and Regression Tree*), etc.



4.4. Réseau de neurones artificiel : L'idée est inspirer directement de la cellule organique qui compose le cerveau humain « le neurone » un modèle simple de comportement d'un neurone biologique, alors il doit être possible de construire des réseaux de neurones de manière à résoudre des problèmes complexes, comme fait le cerveau. Un réseau de neurones formel contient une ou plusieurs entrées, et une ou plusieurs couches cachées, une couche de sortie. Le neurone calcule la somme pondérée de ces entrées puis il compare avec un seuil, si le résultat de la somme est supérieur au seuil, alors le neurone s'active. Chaque entrée x_i est associée à un poids synaptique W_i , qu'il relie les couches entre eux dans la représentation courante d'un réseau de neurones comme montre **la figure 2.5**. Les poids sont des coefficients qui mettent à échelle (amplifient ou minimisent) le signal d'entrée passé à un neurone donné dans un réseau [24]. En utilisant une fonction d'activation qui régit le comportement du neurone artificiel, la fonction d'activation la plus souvent utilisée est la fonction sigmoïde.

L'équation de fonction sigmoïde f est : $f = 1/(1 + \exp^{-x})$ (2)

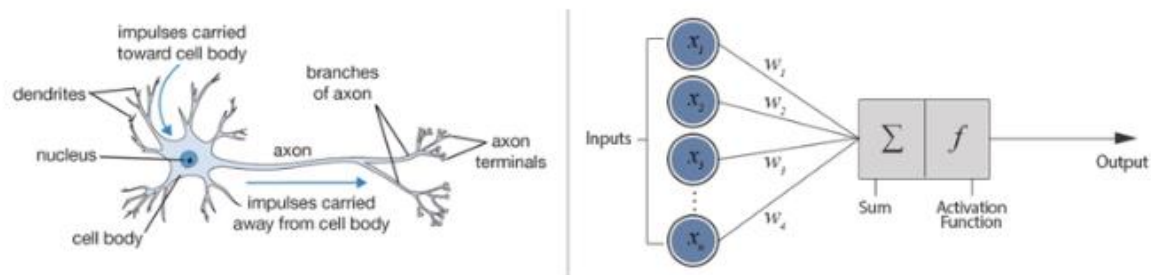


Figure2. 5: Le neurone biologique Vs le réseau de neurone artificiel.

L'apprentissage dans un réseau de neurones est réalisé grâce à une méthode appelée la « rétropropagation de l'erreur ». Elle consiste à corriger les poids synaptiques en fonction de la proportion de l'erreur. Tout d'abord on calcule la sortie du réseau en propageant les données d'apprentissage de l'entrée vers la sortie. La différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée définit l'erreur. Ensuite, celle-ci est rétropropagée dans le réseau en sens inverse pour corriger les poids synaptiques. L'algorithme de rétropropagation du gradient permet récursivement de rétropropager l'erreur de la couche de sortie vers les couches cachées jusqu'à la première couche du réseau.



2.6 Apprentissage profond (Deep Learning)

Les applications dans le monde réel sont assez complexes et nécessitent des structures et des topologies de réseau plus profondes, connues sous le nom de réseaux neuronaux profonds (DNN). Le terme "apprentissage profond" fait référence à l'ensemble du processus d'extraction des caractéristiques et de classification. Pour examiner des conceptions et modèles plus complexes, la qualité de ces modèles est déterminée par la quantité de données pertinentes disponibles. Il est donc essentiel d'utiliser des grandes bases de données. Les algorithmes d'apprentissage profond, en particulier les réseaux convolutionnels, sont rapidement devenus une méthodologie de choix pour l'analyse des images médicales. Cette partie passe en revue les principaux concepts d'apprentissage profond pertinents pour l'analyse d'images médicales.

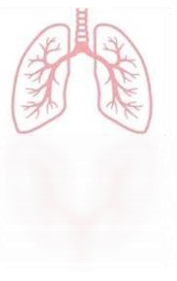
L'apprentissage profond, « *deep learning* » en anglais, est un réseau de neurones comprenant plusieurs couches internes. Le terme profond pour évoquer le nombre de couches utilisées qui est potentiellement très grand, plus le nombre de couches augmente, plus le problème de surajustement (overfitting) devient important et le temps de calcul augmente, alors, une capacité de calculs assez grande est nécessaire. C'est une méthode d'apprentissage supervisé.

2.7 Réseaux de neurones convolutionnels :

Parmi les méthodes d'apprentissage supervisé les plus efficaces pour l'analyse et traitement d'images médicales, le fonctionnement de cette méthode est basé sur un empilement de couches de traitement indépendantes qui vont réaliser les différentes étapes d'extraction de caractéristiques de l'image, puis fournir les résultats à un réseau totalement connecté qui effectuera la reconnaissance finale. Chaque couche nous donne une information ou bien une caractéristique sur les données d'apprentissage (images), ou les caractéristiques superficielles pour les couches superficielles et les caractéristiques profondes pour les couches profondes.

Les couches utilisées pour la construction du CNN sont :

La couche de convolution (conv) : est la couche de base des architectures CNN, elle représente la convolution des données d'entrées (images) par un filtre (noyau de convolution) et elle donne en sortie une carte de caractéristiques. Ces cartes nous montrent où se trouve la caractéristique dans l'image : plus la valeur est élevée, plus l'emplacement correspondant dans l'image ressemble à cette caractéristique [25].



Etat de l'art et techniques de classification de cancer du poumon

Il existe trois hyper paramètres qui dictent l'arrangement spatial et la taille de volume de sortie d'une couche de convolution :

- 1- La profondeur : contrôle le nombre de neurones qui sont associés à un même champ de récepteur.
- 2- Le pas : contrôle le chevauchement des champs récepteurs et le volume de sortie. Si le pas est petit, les champs récepteurs se chevauchent, ce qui conduit à des volumes de sorties plus élevées.
- 3- Zero-padding ou marge à 0 : contrôler la dimension spatiale du volume de sortie.

La couche de pooling (pool) : cette couche est généralement allée suivre la couche de convolution. Elle consiste à diminuer la dimension spatiale (largeur, hauteur) des données.

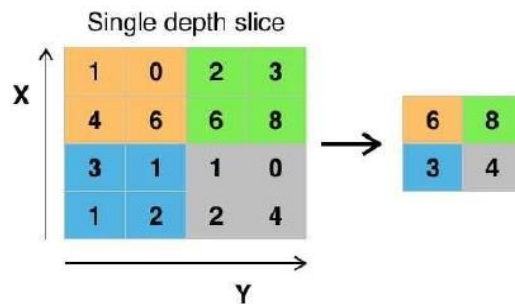


Figure2. 6: Processus de max pooling avec fenêtre de taille 2x2 et pas 2.

La couche de correction ReLU: C'est la fonction d'Unité rectification linéaire (Rectified Linear Unit) qui applique une fonction mathématique (fonction d'activation) sur le signal de sortie. Définie par $f(x)=\max(0, x)$, elle permet de remplacer toutes les valeurs négatives par zéro (figure2.7).

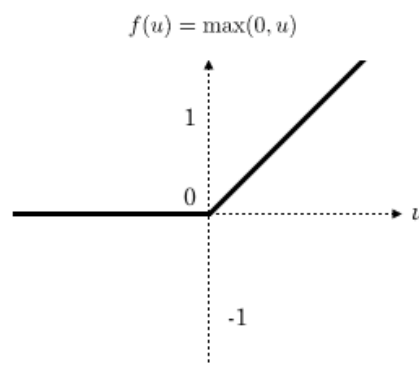


Figure2. 7: la fonction d'activation ReLU.



La couche entièrement connecté (fully connected) : représente la dernière couche d'un réseau profond, qui nous donne la discrimination finale.

La fonction de perte : ou loss function, est une fonction qui évalue l'écart entre les valeurs désirées et prédites. La perte « Softmax » est la plus couramment utilisée pour prédire une classe parmi plusieurs classes mutuellement exclusives [26].

Régularisation (DropOut) : est une méthode utilisée pour améliorer l'entraînement de réseau de neurones, elle consiste à supprimer des neurones aléatoirement afin de réduire la dimension.

Il y a d'autres types d'apprentissage par réseau de neurones tels que l'apprentissage par transfert avec les CNN et les réseaux de neurones récurrents (RNN).

2.8 Transfert learning :

Avec l'essor de l'apprentissage en profondeur, l'apprentissage par transfert a connu un grand succès. Elle consiste à utiliser des modèles pré-entraînés correspondant à des algorithmes performants qui ont été développés et entraînés sur de grandes bases de données [27]. Pour développer rapidement des modèles puissants et résoudre efficacement des problèmes complexes, tels que l'extraction de caractéristiques ou la classification, mais nécessitant un temps de calcul élevé. Parmi les modèles les plus utilisées le VGG16 et VGG19.

2.8.1. Le modèle VGG16

C'est un réseau de neurones convolutif proposé en 2014 par Karen Simonyan et Andrew Zisserman [26]. L'image d'entrée du réseau prend une forme de dimensions $(224 \times 224 \times 3)$ et comprend également 16 couches de convolution avec un filtre de taille fixe en (3×3) et 5 couches de Maxpooling de taille (2×2) sur l'ensemble du réseau. En revanche, il y a trois couches entièrement connectées avec la couche de sortie softmax. Le modèle VGG-16 se considère comme un grand réseau avec environ 138 millions de paramètres. Il empile de nombreuses couches convolutives pour créer des réseaux neuronaux profonds qui améliorent la capacité d'apprentissage des caractéristiques cachées. **La figure 2.8** illustre l'architecture du réseau VGG-16.

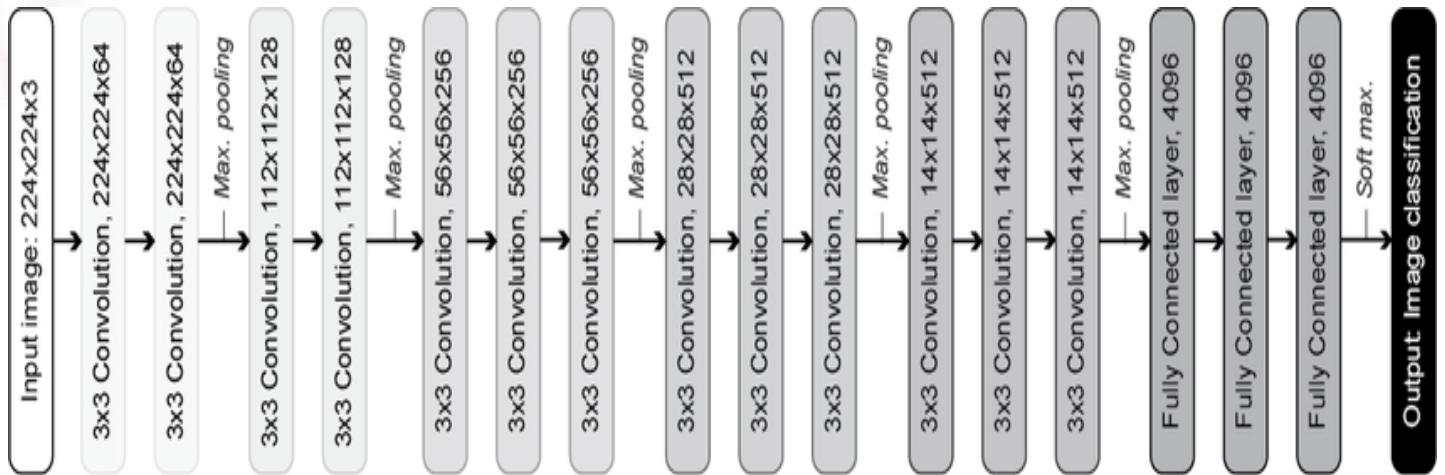


Figure2. 8: l'architecture du réseau VGG-16.

2.8.2. Le modèle VGG19 :

Le modèle VGG19 comporte 19 couches, 16couches convolutives et de 3 couches entièrement connectées (fc). Ce modèle est une amélioration du Vgg16, son entrée est une image à trois canaux de 224×224 avec ses valeurs RVB. Les couches convolutives ont une petite taille d'emplacement de 3×3 avec une marge et un espacement de 1 pixel. Le réseau comporte 5 couches de mise en commun maximale (Maxpooling) avec une taille de noyau de 2×2 et un espacement de 2 pixels. La figure suivante illustre l'architecture du VGG19.

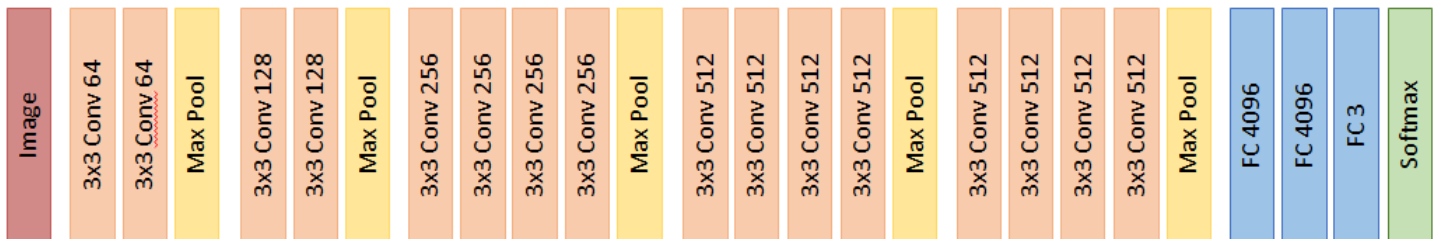


Figure2. 9: l'architecture du VGG19.

Conclusion

Pour conclure, l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond sont distincts. Mais ils sont liés les uns aux autres de la manière suivante: L'apprentissage profond est un type d'apprentissage automatique et l'apprentissage automatique est une forme d'intelligence artificielle, comme montre la figure suivante.

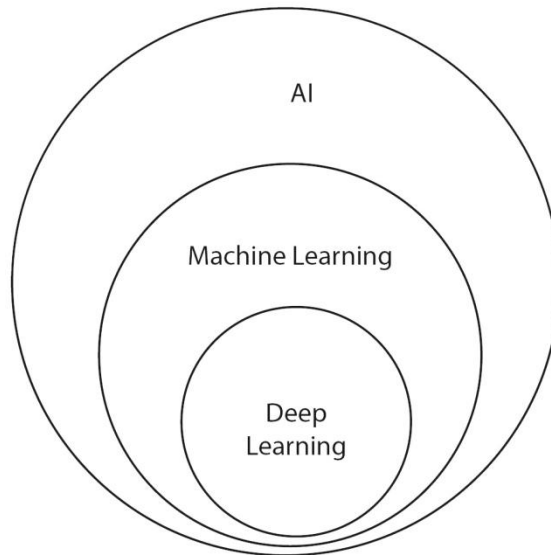
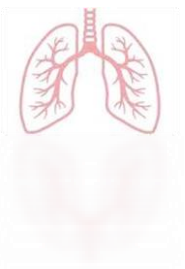
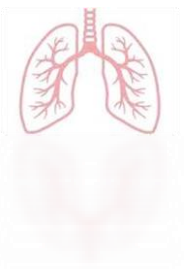


Figure2. 10: la relation entre IA, ML et DL.

Toutes les notions que nous avons couvert dans ce chapitre, sont nécessaires pour atteindre notre objectif et développer un système d'aide au diagnostic pour la classification du cancer du poumon.



Chapitre 03 : Méthodes & résultats



3.1 Introduction :

Le cancer du poumon est le cancer le plus dangereux et le plus mortel au monde. C'est la raison pour laquelle de nombreux efforts sont déployés pour créer des systèmes qui peuvent aider les médecins à améliorer les performances et la précision du diagnostic médical. Les techniques du traitement d'images médicales et le diagnostic automatique basés sur les méthodes d'intelligence artificielle qui sont devenues des tâches importantes qui peuvent nous fournir un diagnostic intelligent, améliorer les soins de santé, et peut également augmenter l'espérance de vie des patients. Dans ce travail, nous considérons le problème de la classification du cancer du poumon, et faisons une comparaison qualitative et quantitative des études pionnières en matière d'approche, de méthodes, de jeu de données et de mesures de performance.

Dans ce chapitre, nous décrivons la base de données, le matériel et les logiciels utilisés, puis présentons notre méthodologie, et enfin discutons les résultats obtenus.

3.2 Les bases de données

À mesure que la technologie progresse, l'apprentissage automatique (ML) et l'apprentissage en profondeur (DL) fournissent des techniques fiables et efficaces pour créer des systèmes intelligents basés sur l'utilisation de grandes bases de données. Notre système proposé de détection et de classification du cancer du poumon est basé sur l'utilisation des images tomographiques issu des bases de données du Lung Image Database Consortium et de l'Image Database Resource Initiative (LIDCIDRI) et de l'Iraq Oncology Teaching Hospital/National Cancer Center (IQ-OTH/National Center for contrôle et prévention des maladies).

3.2.1 : IQ-OTH/NCCD

L'ensemble d'images sur le cancer du poumon de l'Hôpital universitaire d'oncologie irakien/Centre national des maladies cancéreuses (IQ-OTH/NCCD) ont été recueillis auprès des hôpitaux spécialisés ci-dessus pendant 3 mois à l'automne 2019. Cela comprend des études de tomodensitométrie sur des patients diagnostiqués avec divers stades de cancer du poumon ainsi que sur des sujets sains. Les lames IQ-OTH/NCCD ont été évaluées par des oncologues et des radiologues de ces deux centres. L'ensemble de données contient un total de 1190 images thoraciques avec différents côtés et angles représentant des coupes transversales de tomodensitométrie de 110 cas. Ces cas se répartissent en trois catégories. Il y a 416 cas



normaux, 120 cas bénins et 561 cas malins. Le scanner utilisé est le SOMATOM Siemens (figure3.1)

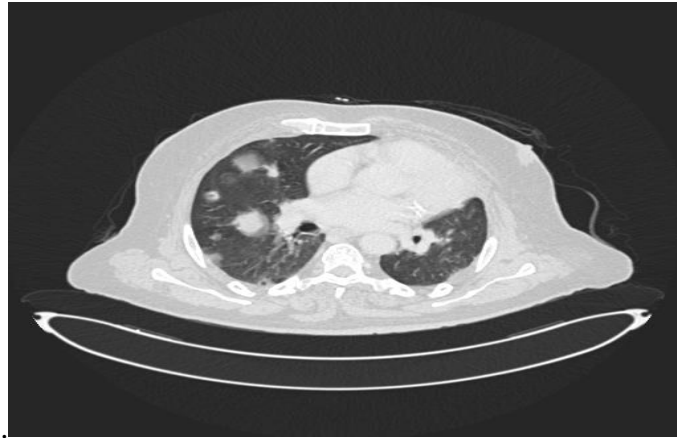


Figure3. 1: image de la base de données IQ-OTH/NCCD.

3.2.2 LIDC IDRI :

La base de données LIDC-IDRI Lung Image Database Consortium et l'Image Database Resource Initiative, est un ensemble de données à source ouverte et accessible au public. Largement utilisée pour les études du cancer du poumon. Elle comprend des examens scanographie thoraciques et des télé-thorax (de face et profil) pour chaque patient pour un total de 600 patients. Mais on a utilisé que 200 patients qui sont annotés par des radiologues expérimentés du centre d'imagerie médical **EL CHIFAA**, le reste n'ont pas été inclus dans l'étude pour la raison d'annotation, on obtient à la fin 481cas bénin, 580malin et 1458 normal.



Figure3. 2: image de la base de données LIDC-IDRI.



3.3 Matériels & logiciels

3.3.1 Le logiciel :

Dans ce travail nous avons choisi le logiciel MATLAB R2022b, comme étant un logiciel de programmation et de calcul numérique utilisé pour analyser des données, développement des algorithmes et conception des modèles.

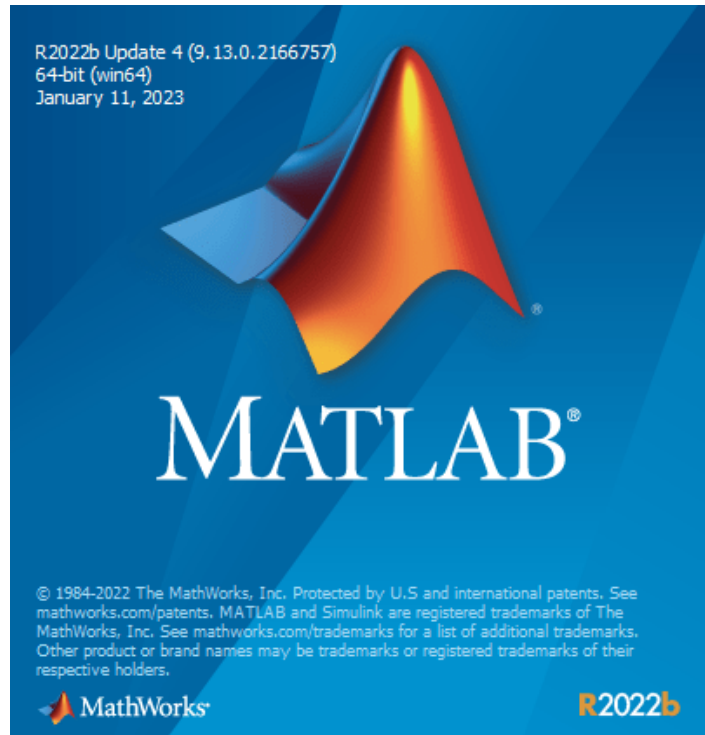


Figure3. 3: MATLAB R2022b

3.3.2 Matériels

L'apprentissage en profondeur nécessite un ordinateur puissant avec un GPU et un CPU très puissants. Les réseaux de neurones multiplient les matrices pour calculer de grandes quantités de données, ce qui prend beaucoup de temps de calcul, de sorte que les GPU accélèrent le processus. Pour réaliser notre projet, Nous travaillons sur un poste de travail de laboratoire GBM qui offre des performances acceptables pour des expériences avec des GPU. NVIDIA T 1 000. La figure 3.4 montre ces caractéristiques.



Spécifications de l'appareil

Nom de l'appareil	DESKTOP-JAT7EEM
Processeur	Intel(R) Xeon(R) W-2102 CPU @ 2.90GHz 2.90 GHz
Mémoire RAM installée	16,0 Go (15,7 Go utilisable)
ID de périphérique	79373F6D-9771-42D9-B6B8-78AD93978BAC
ID de produit	00331-10000-00001-AA710
Type du système	Système d'exploitation 64 bits, processeur x64
Styler et fonction tactile	La fonctionnalité d'entrée tactile ou avec un styler n'est pas disponible sur cet écran

Spécifications de Windows

Édition	Windows 10 Professionnel
Version	22H2
Installé le	21/12/2022
Build du système d'exploitation	19045.2251
Expérience	Windows Feature Experience Pack 120.2212.4180.0

Figure3. 4: les caractéristiques de la station de calculs.

3.4 Méthodes proposées

Dans ce travail nous allons faire une étude comparative entre les méthodes de classification par deep learning et le machine learning à partir des images TDM thoracique, afin de les classer comme étant un cas malin, bénin ou normale. Cette méthode hybride permet de combiner leurs puissances, ce qui en fait une approche prometteuse. Aussi, nous avons étudié l'effet de la profondeur du réseau convolutionnel et le nombre de données sur sa précision, bien que la généralisation de nos résultats de la classification sur d'autres bases de données.

Les contributions principales de notre travail sont :

1. Développer des modèles d'apprentissage en profondeur précis et fiables permettant d'atteindre une grande précision pour la classification du cancer du poumon.
2. Utilisation de bases de données différentes. Deux bases de données d'images contiennent 720 images de chaque classe et une autre base de données d'images contient 4 000 images de chaque classe.
3. Obtention des résultats fiable par rapport à la littérature.

L'organigramme ci-dessous présente la méthode proposée (figure3.5) :

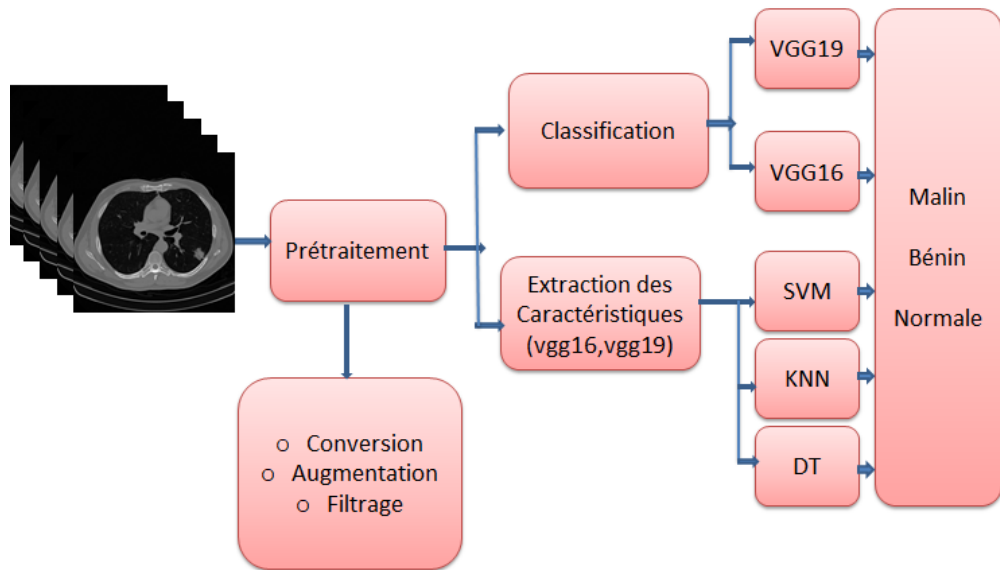
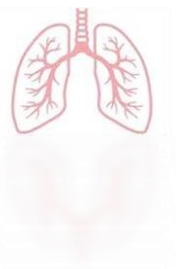


Figure3. 5: l’organigramme de la méthodologie.

Dans ce qui suit, nous détaillons les approches proposées :

3.5 Pré traitement :

C’est une étape primordiale pour l’analyse des images. Il réduit le bruit et met en évidence les détails de l’image avant de l’insérer dans le modèle. Nous avons appliqué trois étapes du prétraitement :

3.5.1 L’augmentation de données

La première étape de pré traitement est la préparation des données. Il est impératif d’augmenter les données lorsqu’on travaille avec le deep learning parce qu’il nécessite une grande base de données, l’augmentation permet de créer plusieurs copies des mêmes données pour obtenir échantillons d’entraînement adéquats, aussi elle est utilisée pour équilibrer les données, on appliquant divers transformations telles que changement d’échelle, la rotation en différent angles, le cisaillement, la translation, et l’inversion horizontale et verticale. Ce qui contribue à améliorer la qualité des données d’entraînement et d’apprentissage. Nous sommes arrivés dans l’augmentation de nos données environ de 4 000 images par classe suivant les études précédentes. La figure suivante présente les différentes méthodes d’augmentation utilisées.

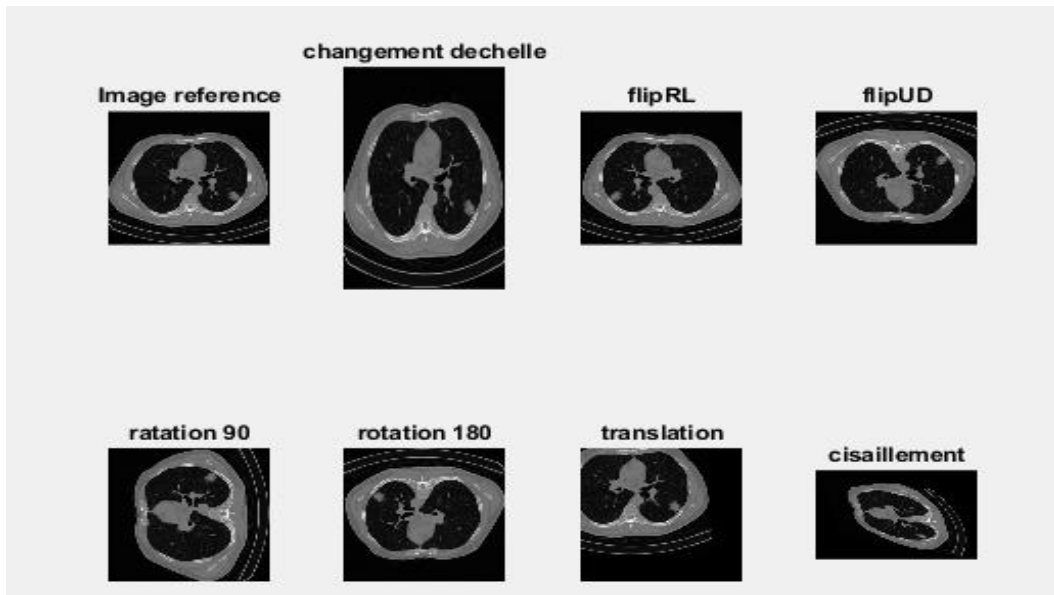


Figure3. 6: les différentes méthodes d'augmentation utilisées.

3.5.2. La conversion

La base de données LIDCIDRI est au format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine), et ce type de données ne peut pas être utilisé directement pour entraîner un modèle d'apprentissage. Par conséquent, les données médicales collectées doivent être converties au format (JPG) pour être traitées.

3.5.3. Le filtrage

La majorité des images CT sont affectées par des artefacts numériques. Cependant, il est nécessaire de minimiser ces bruits avant de pouvoir être utilisées pour entraîner les modèles. Dans notre travail, nous avons testé un filtre médian de taille 3*3 et de 5*5 d. Il consiste à choisir une fenêtre de nombre impaire, ensuite trier ces éléments en ordre croissant on affectera la valeur médiane au pixel centrale. La figure 3.7 montre l'influence de la taille du filtre sur la qualité d'image.

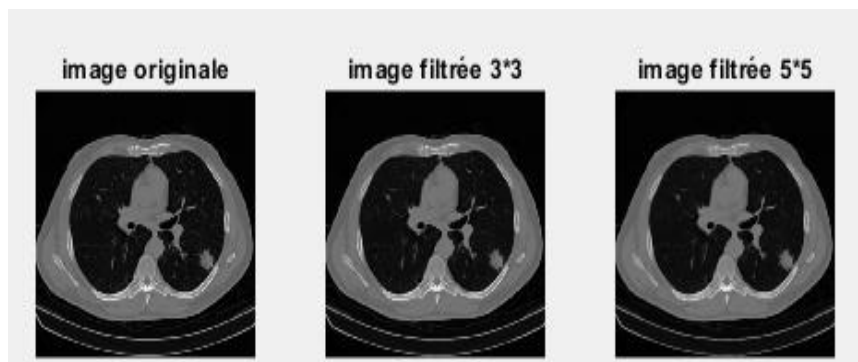


Figure3. 7: le filtre médian avec différent taille.



La qualité visuelle de l'image seule ne fournit pas beaucoup d'informations (figure3.7).

Donc des mesures quantitatives sont nécessaires. Trois paramètres sont utilisés pour mesurer les performances du filtre : SNR, PSNR et MSE.

A. Rapport signal sur bruit de crête (PSNR) : est une technique d'évaluation la plus utilisée pour mesurer la qualité d'image, une faible valeur du PSNR signifie que l'image est de mauvaise qualité. Il est exprimé par :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255}{MSE} \right)^2 \quad (2)$$

B. L'erreur quadratique moyenne (MSE) : est la métrique de mesure de la qualité d'image la plus utilisée. Une grande valeur de MSE signifie que l'image est de mauvaise qualité. Le MSE est défini comme:

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - \hat{I}(i, j))^2 \quad (3)$$

Avec $I(i, j)$: représente l'image originale, $\hat{I}(i, j)$: représente l'image filtrée. M et N sont le nombre de lignes et de colonnes.

Les résultats de calcul des paramètres d'évaluation du filtre sont montrés dans le tableau I

	Filtre médian 3*3	Filtre médian 5*5
SNR	30.0291	24.0206
PSNR	36.50	30.48
MSE	2.8845	20.1390

Tableau 1: Résultats d'évaluations du Performance du Filtre Médian.

Les résultats montre que l'utilisation d'un filtre médian de taille 3*3 est le plus adéquat

3.6 Extraction des caractéristiques et classification par les modèles VGG16 & VGG19

L'extraction des caractéristiques c'est une étape cruciale de la classification qui sert à extraire des descripteurs, ou bien les traits caractéristiques décrivant l'objet. Elle a un effet direct sur l'apprentissage et sur la qualité des performances des classifieurs.

Il existe deux approches pour caractériser une forme :



- **l'approche purement mathématique** (analyse en composantes principales, prédiction linéaire, transformée de Fourier, analyse de données, etc...), qui consiste à retenir comme paramètres certains coefficients pertinents.
- **l'approche intuitive**, qui laisse au spécialiste le soin de définir les descripteurs qui lui semblent importants. Cette approche donne souvent de meilleurs résultats, car les paramètres choisis résultent d'une grande expérience et peuvent être plus discriminants. Ensuite, ces caractéristiques seront l'entrée du notre classifieur.

La classification doit passer par deux phases, une phase d'apprentissage et une phase de test.

- **Phase d'apprentissage** : L'apprentissage mène à découvrir les règles qui gouvernent et régissent des formes, elle sert à construire une règle de décision. Est un processus calculatoire qui doit être capable d'arriver à une certaine prédiction et à une certaine généralisation.
- **Phase de test** : pour assurer la capacité de généraliser le modèle sur les données non utilisées dans la phase d'entraînement, pour vérifier l'exactitude et la précision de notre modèle.

Dans notre travail, nous utilisons dans un premier lieu les modèles du réseau neuronal convolutif VGG-16 et VGG19 pour la classification du cancer du poumon. Tandis que dans La deuxième méthode proposée utilise des architectures VGG-16 et VGG19 pré-entraînées pour l'extraction de caractéristiques. Les caractéristiques extraites sont utilisées pour entraîner trois classificateurs : machine à vecteurs de support (SVM), K voisins les plus proches (KNN) et arbre de décision (DT).

Dans cette étude, nous étudions l'effet de la profondeur du réseau convolutif sur sa précision dans le cadre de la classification des images du cancer du poumon. Notre contribution principale est une évaluation en profondeur des réseaux de plus en plus profonds en utilisant les architectures VGGNet créées par le groupe de géométrie visuelle (Visual Geometry Group). En raison de leurs performances, elles sont l'une des architectures les plus utilisées, notamment dans la classification d'images, et sont bien généralisées dans différentes bases de données dans différents domaines de recherche. L'image d'entrée des architecture VGG16 et VGG19 est de dimensions (224×224 pixels \times 3canaux RVB), la différence est dans le nombre de couche utilisée. Le VGG16 comprend 16 couches. 13 couches convolutives et 3



entièrement connectées (fully connected). La convolution se fait avec un filtre de petite taille fixe en (3×3) ou chaque couche y a inclus une fonction d'activation ReLU. Plus le nombre de filtres est grand, le réseau va reconnaître les formes et les objets plus complexes. Dans les couches de convolutions le nombre de filtres se multiplie par 2 en commence par 64 en arrive jusqu'à 512 filtres. Le complexe (convolution, ReLU) suivi par max pooling de taille 2×2 .

Il y a 5 couches de Maxpooling sur l'ensemble du réseau. Ensuite, il y a trois couches entièrement connectées avec la fonction ReLU de $(1 \times 1 \times 3)$ classes). Finalement, la couche de sortie softmax qui va convertir les valeurs numériques en probabilités de catégories. La figure 3.8 illustre l'architecture du réseau VGG-16 utilisé.

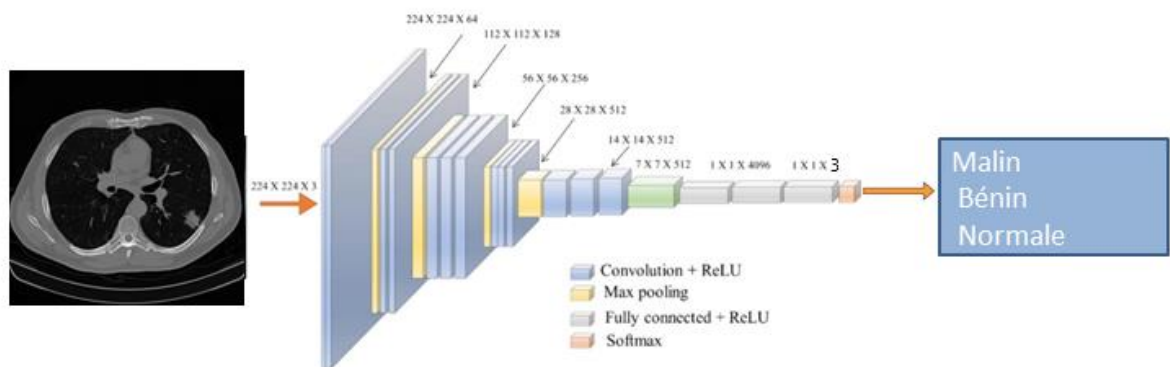


Figure 3. 8: l'architecture du VGG16.

Le même principe pour l'architecture VGG19, la différence est dans le nombre de couches, elle contient 19 couches de convolution plus 3 couches entièrement connectées. L'architecture VGG19 se compose de 19 couches, organisées en 5 couches de mise en commun maximale (Maxpooling) avec une taille de noyau de 2×2 et un espacement de 2 pixels. La différence elle est clairement visible depuis le troisième bloc qui contient 4 couches de convolution suivi par un maxpooling. La figure 3.9 illustre l'architecture du VGG19 utilisé.

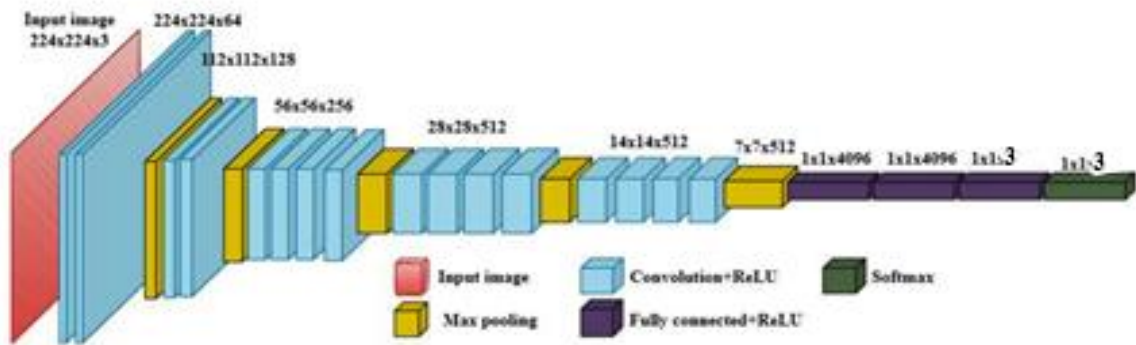


Figure3. 9: L'architecture du VGG19.

3.6.1 Les hyperparamètres

Les hyperparamètres est l'ensemble de paramètres utilisés pour construire un modèle qui fonctionne mieux et plus rapidement, contrôler le processus d'apprentissage et trouver l'ensemble de valeurs optimal pour obtenir de bonnes prédictions et une classification précise. Les hyperparamètres utilisés dans notre travail pour le VGG16 et VGG19 sont comme suit :

Batch : consiste a utilisé toute les données pour calculer le gradient au cours d'une itération.

Mini Batch size : consiste à prendre qu'un sous ensemble de toute la base de données au cours d'une itération.

Epoch : une epoch est terminée lorsque le réseau a vu l'ensemble des données. La durée de l'epoch dépend de la complexité et de la taille de la base de données.

Fréquence de validation : la fréquence à laquelle un modèle doit être revalidé.

Taux d'apprentissage : un taux d'apprentissage élevé fera que nos paramètres évolueront rapidement, tandis qu'une petite valeur comme notre cas fera évaluer lentement, et prend beaucoup de temps et ajouter à la charge de travail de processus de traitement informatique. Mais nous conduirons finalement à un minimum d'erreur.

SGD : C'est la descente de gradient stochastique utilisée pour minimiser la fonction de perte. Elle sert d'ajuster les paramètres pour minimiser l'erreur.

Le tableau II présente les hypermètres utilisé dans notre travail.



DATA	Mini Batch size	Nb d'itérations	Nombre d'epoch	Nombre d'itération par epoch	Fréquence de validation	Taux d'apprentissage	Optimiseur
Train70% Test 30%	10	906	6	151	3	0.001	SGD

Tableau3. II: Hyparamètres utilisés pour les des architectures VGG16 et VGG19.

3.6.2. Mesure des performances

Afin de comparer les performances de divers algorithmes proposés pour la classification du cancer du poumon à partir d'images TDM thoracique, les mesures standard ont été utilisées. Pour évaluer la performance des modèles, nous avons adopté la matrice de confusion comme déterminant, en effet, les paramètres conférés sont :

TP vrai positif : L'étiquette positive et la prédiction également positive.

TN vrai négatif : L'étiquette négative et la prédiction est également négative.

FP faux positif : L'étiquette négative et la prédiction positive.

FN faux négatif : L'étiquette positive et la prédiction négative.

Les métriques d'évaluation utilisées dans cette étude sont décrites ci-après.

a- L'exactitude :

Est le degré de proximité des mesures d'une quantité par rapport à la valeur vraie de cette quantité.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (4)$$

b- La précision :

Elle représente la valeur prédictive positive, ou les mesures répétées dans les conditions identiques nous donnent les mêmes résultats.

$$Précision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

Remarque : souvent les mots précision et exactitude (accuracy), de manière interchangeable, mais sont réellement distincte, on trouve une mesure exacte mais pas précis ou bien inexacte mais précis. La mesure soit valide lorsqu'elle est précise et exacte en même temps.

c- **La sensibilité ou rappel** : on appelle aussi taux de vrais positifs, la sensibilité évalue la capacité du modèle à éviter les faux négatifs.



$$\text{Sensibilité} = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (6)$$

d- La spécificité : Elle quantifier la capacité du modèle à éviter les faux positives.

$$\text{Spécificité} = TP/(TP + FP) \quad (7)$$

e- **F1Score :** est la moyenne harmonique de la précision et du rappel

$$F1Score = 2TP/(2TP + FP + FN) \quad (8)$$

3.7. Résultats expérimentaux & Discussion

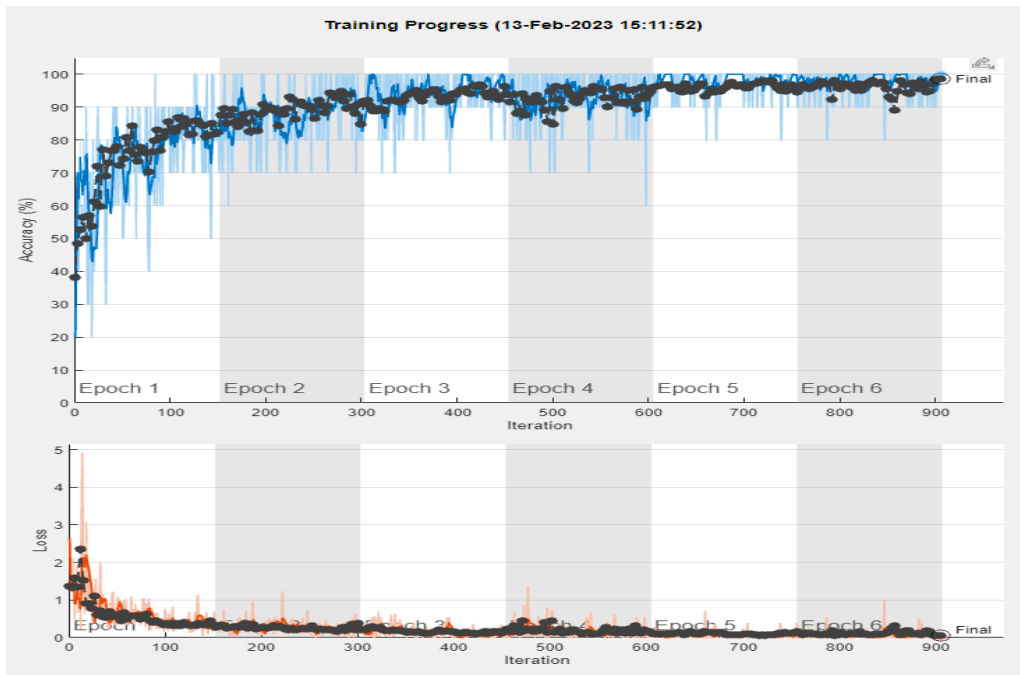
La présente section du chapitre expose en détail les résultats obtenus pour les deux approches proposées. Une comparaison entre ces résultats est présentée par la suite.

3.7.1. Expérience 01 : *Utilisation de la base de données IQ-OTH/NCCD*

Pour cette expérience, nous utilisons la base de données IQ-OTH/NCCD, qui ne comptait que 720 images dans chaque classe, car elle avait atteint la saturation. Sachant que le nombre initial d'images bénignes n'était que de 120 images, cette base ne pouvait être étendue à plus de 720 images sans apporter des modifications pouvant conduire à des erreurs de diagnostic. Cette première expérience est divisée en deux phases : dans un premier lieu, nous appliquons les architectures du VGG19 et VGG16 respectivement pour classification. Nous effectuons ensuite une classification du cancer du poumon par la méthode de transfert Learning. Finalement une comparaison entre les résultats obtenus sera effectuée.

a. Etape 01. Classification par les modèles VGG19 et VGG16

Les résultats de la progression de l'apprentissage et les matrices de confusion obtenus par les modèles VGG19 en utilisant les hypermètres présentés dans le tableau sont illustrés dans les figures (3.10.a et 3.10.b).



(a)

		Confusion Matrix				
Output Class	benin	212 32.7%	0 0.0%	4 0.6%	98.1% 1.9%	
	malin	0 0.0%	215 33.2%	1 0.2%	99.5% 0.5%	
	normal	3 0.5%	1 0.2%	212 32.7%	98.1% 1.9%	
			98.6% 1.4%	99.5% 0.5%	97.7% 2.3%	98.6% 1.4%
		Target Class				
		benin	malin	normal		

(b)

Figure3. 10 : Résultats de la classification par VGG19. (a) : Progression de l'apprentissage obtenu par le VGG19 (b) : Matrice de confusion.

L'analyse de la **Figure3.10** :

(a) : la Progression de l'apprentissage d'où la courbe bleu représente l'exactitude. Au début de l'entraînement, l'exactitude est faible car le modèle effectue des prédictions aléatoires. Au fur et à mesure que l'entraînement progresse, le modèle ajuste les poids, et améliorant sa capacité à prédire correctement les classes la figure montre comment cette mesure évolue au fil d'itérations et epochs. On obtient une exactitude élevée de 98.61%. Ce qui signifie que le



modèle est capable de classer correctement la plupart des images de l'ensemble de données de validation.

La courbe orange représente la fonction de perte elle réduite progressivement au fil d'itérations d'entraînement et epochs, ce qui signifie que le modèle s'améliore et apprend à bien classer les images et faire des prédictions précises.

(b) : La matrice de confusion

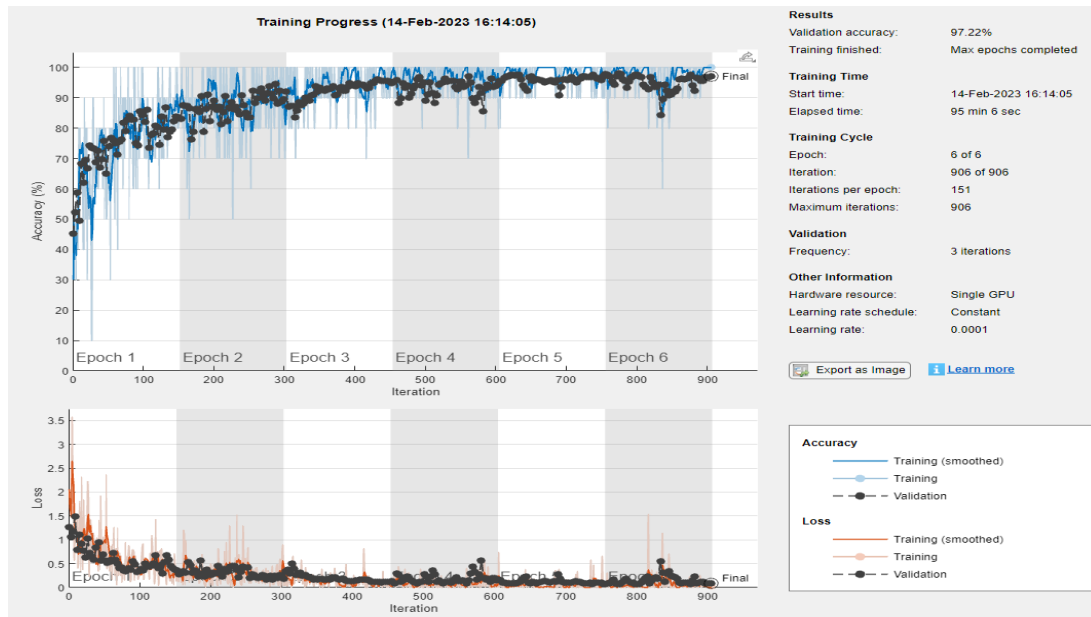
La ligne diagonale représente les vraies positives dans chaque matrice de confusion. Dans la première ligne le modèle classé 212 correctement et 4 images sont classées comme normale alors on obtient 98.1% de précision. Pour la deuxième ligne correspondante aux cas malin 215 images sont correctement classée et juste une seule image est mal classée ce qui nous donne 99.5% de précision. La troisième ligne des cas normaux 212 est bien classée, et une seule image est classée comme malin et 3 bénin, ce qui résulte à une exactitude de 98.1%.

Les métriques d'évaluations obtenues par le VGG19 pour chaque classe sont présentées dans le tableau III:

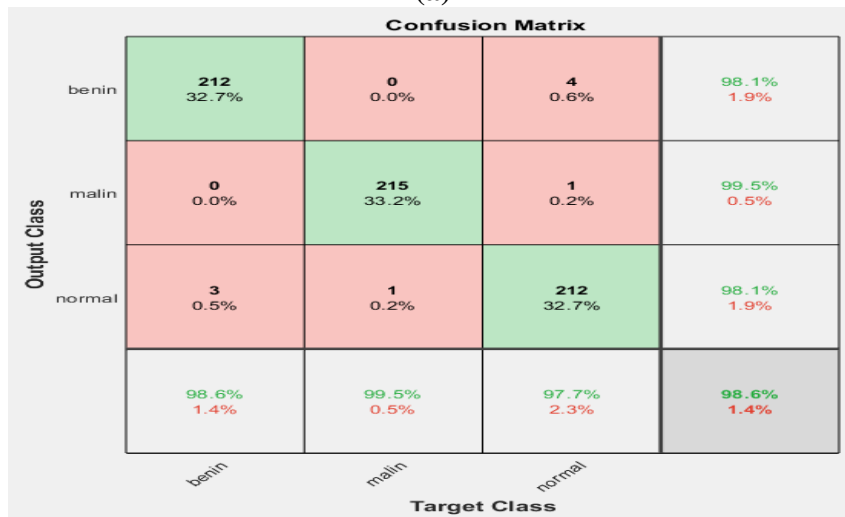
IQ-OTH/NCCD	Vgg19	bénin	malin	normale
Accuracy	98.61	98.60	99.54	97.70
Sensibilité	98.61	98.15	99.54	98.15
spécificité	99.31	99.31	99.77	98.84
précision	98.61	98.60	99.54	97.70
F1score	98.61	98.38	99.54	97.92

Tableau 3.III: Mesure des performances de l'architecture VGG19.

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de classification du cancer du poumon en utilisant le modèle VGG16 (figure3.11.a et b).



(a)



(b)

Figure3. 11: Résultats de classification parVGG16. (a) : Progression de l'apprentissage ;(b) matrice de confusion.

Les métriques d'évaluations obtenues par le VGG16 pour chaque classe sont présentées dans le tableau VI:

IQ-OTH/NCCD	Vgg16	Bénin	malin	normale
Accuracy	97.22	95.90	98.18	97.59
Sensibilité	97.22	97.68	100	93.98
spécificité	98.61	98.83	99.07	98.84
Précision	97.22	97.90	98.18	97.59
F1Score	97.21	96.79	99.08	95.75



Tableau3. IV: Mesure des performances par l’architecture VGG16.

Les résultats obtenus indiquent que cette étude a répondu à nos attentes et conduit à des conclusions très appropriées. Nous avons constaté que l'architecture VGG-19 a donné une précision de 98,61 %, tandis que VGG16 a donné une précision de 97,22 %. Par conséquent, nous concluons que l'architecture de VGG19 est la plus efficace pour la tâche de classification en utilisant la base de données IQ-OTH/NCCD.

Etape 02 : Extraction des caractéristiques via les architectures VGG16 et VGG19, et classification par SVM, KNN et DT.

Dans cette partie du chapitre, nous présentons, tout d’abord les résultats de classification du cancer des poumons en appliquant l’approche de transfert Learning. Trois classifieurs sont testés le KNN, SVM et DT.

a. Extraction des caractéristiques par le VGG19

La figure 3.12.a et b, illustre les résultats de classification par deep learning et machine learning.

	Confusion Matrix				
Output Class	benin	203 31.3%	0 0.0%	13 2.0%	94.0% 6.0%
	malin	0 0.0%	216 33.3%	0 0.0%	100% 0.0%
	normal	10 1.5%	0 0.0%	206 31.8%	95.4% 4.6%
		95.3% 4.7%	100% 0.0%	94.1% 5.9%	96.5% 3.5%
	benin	malin	normal		
	Target Class				
SVM					
	Confusion Matrix				
Output Class	benin	211 32.6%	0 0.0%	5 0.8%	97.7% 2.3%
	malin	0 0.0%	216 33.3%	0 0.0%	100% 0.0%
	normal	8 1.2%	2 0.3%	206 31.8%	95.4% 4.6%
		96.3% 3.7%	99.1% 0.9%	97.6% 2.4%	97.7% 2.3%
	benin	malin	normal		
	Target Class				
KNN					

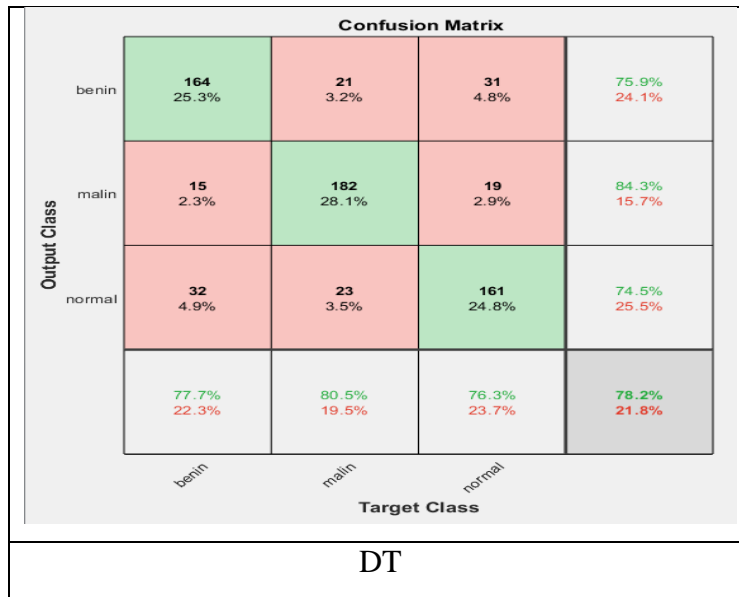


Figure3. 12: Matrices de confusions obtenues par les SVM, KNN et DT.

Les mesures de performances obtenues par les trois classifieurs sont illustrées dans le tableau V.

	SVM	KNN	Arbre de décision
Accuracy	96.45	97.69	78.24
Sensibilité	96.45	97.69	78.24
Précision	96.45	97.69	78.24
Spécificité	98.23	98.84	89.12
F1Score	96.45	97.69	78.24

Tableau3. V: Résultats de classification obtenus par le SVM, KNN et DT.

Le tableau V, montre que le taux de sensibilité, exactitude, précision, spécificité et F1Score achevé par le classifieur KNN aient meilleurs par rapport aux autres classifieurs.

b. Extraction des caractéristiques par le VGG16

La figure 3.13. représente les matrices de confusion pour chaque classifieur.

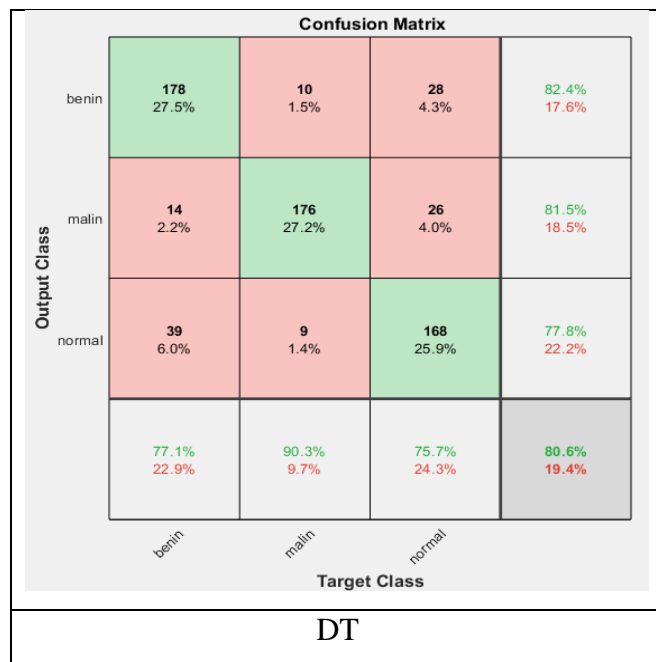
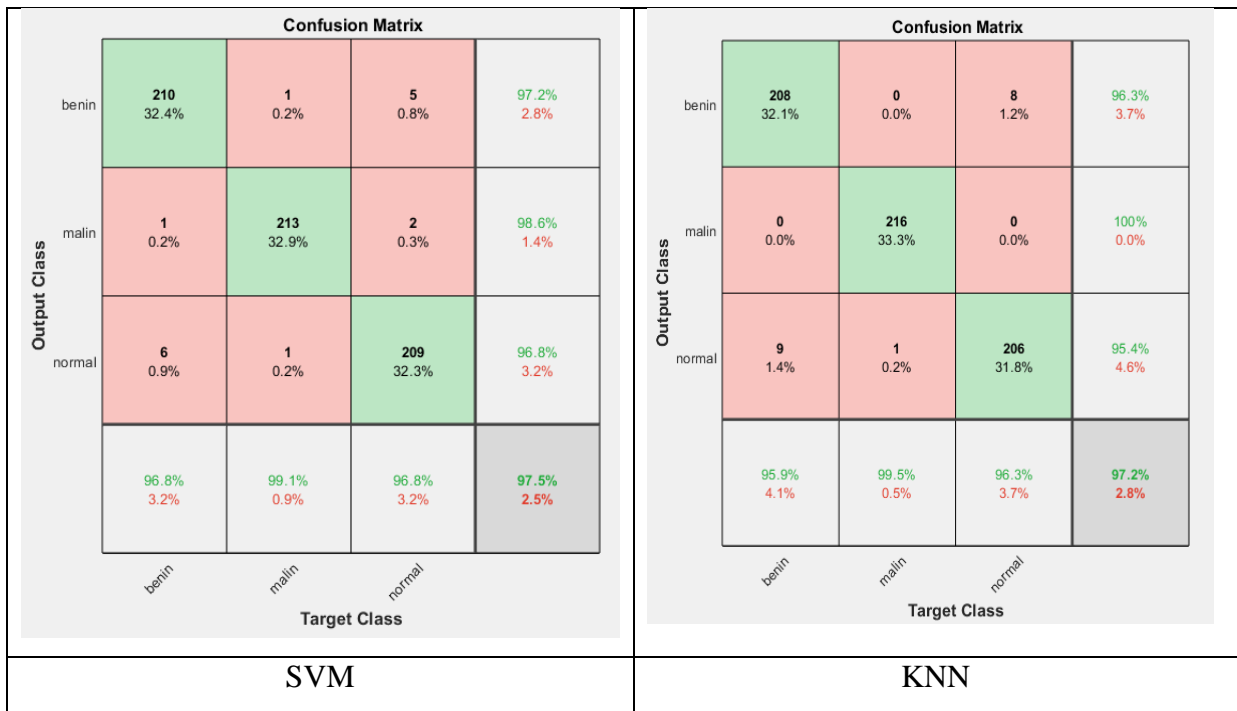


Figure3. 13: Matrices de confusions obtenues par les SVM, KNN et DT.

Les mesures de performances obtenues par les trois classifieurs sont illustrées dans le tableau VI



	SVM	KNN	Arbre de décision
Accuracy	97.53	97.22	80.56
Sensibilité	97.53	97.22	80.56
Précision	97.53	97.22	80.56
Spécificité	98.77	98.61	90.28
F1Score	97.53	97.22	80.56

Tableau3. VI: Résultats de classification obtenus par le SVM, KNN et DT.

Lors de l'utilisation de l'architecture de VGG16 pour l'extraction des caractéristique, nous avons constaté que les performances de classification effectuées par le SVM sont supérieures à celles des autres classificateurs.

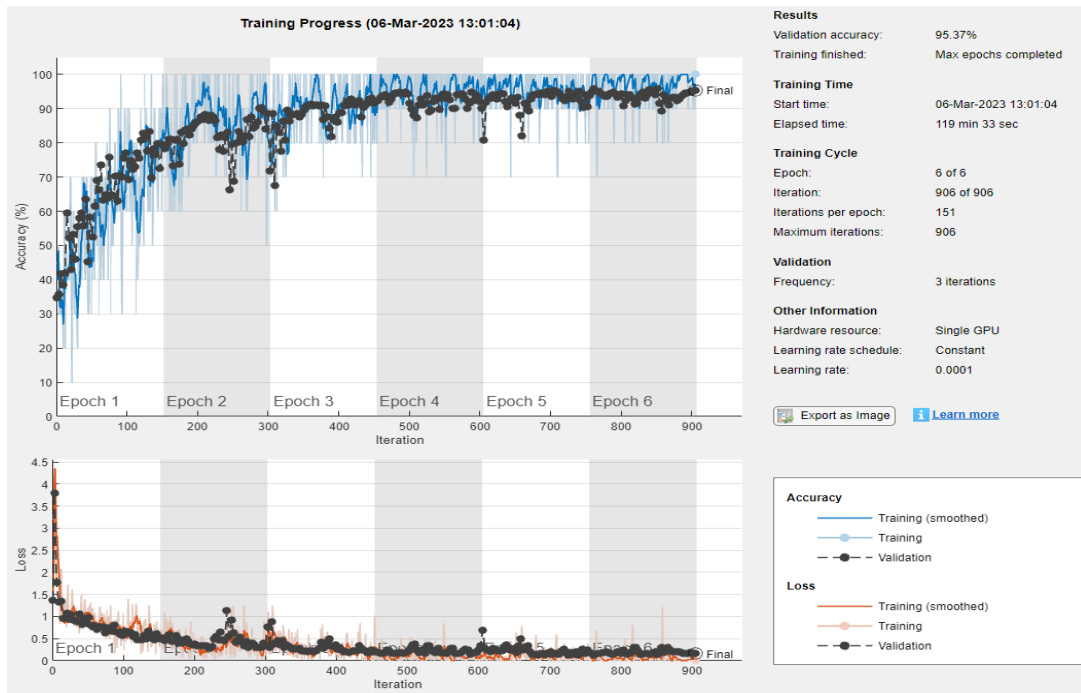
Conclusion : Après avoir comparé les résultats de classification de la première expérience, il n'a été conclu que le modèle VGG19 utilisé pour la classification où bien l'extraction de caractéristiques avec le KNN à donner des meilleurs résultats en terme de précision, de sensibilité, de spécificité, F1score et de exactitude.

3.7.2. Expérience 02 : Utilisation de la base de données LIDCIDRI

Cette expérience reprend les mêmes étapes que l'expérience 01, mais utilise la base de données LIDC-IDRI. 720 images sont sélectionnées pour chaque classe.

Etape 01 : classification par deep learning.

les résultats de classification par le **VGG19** sont illustrés dans la figure 3.14.a et b



(a)

Confusion Matrix					
Output Class	benin	196 30.2%	14 2.2%	6 0.9%	90.7% 9.3%
	malin	10 1.5%	206 31.8%	0 0.0%	95.4% 4.6%
	normale	0 0.0%	0 0.0%	216 33.3%	100% 0.0%
		95.1% 4.9%	93.6% 6.4%	97.3% 2.7%	95.4% 4.6%
	Target Class				
	benin	malin	normale		

(b)

Figure 3.14 : Résultats de classification par VGG19. (a) : Progression de l'apprentissage ; (b) : Matrice de confusion.

Le tableau VII, montre que les résultats des calcul des performances de la classification par le VGG19 de chaque classe

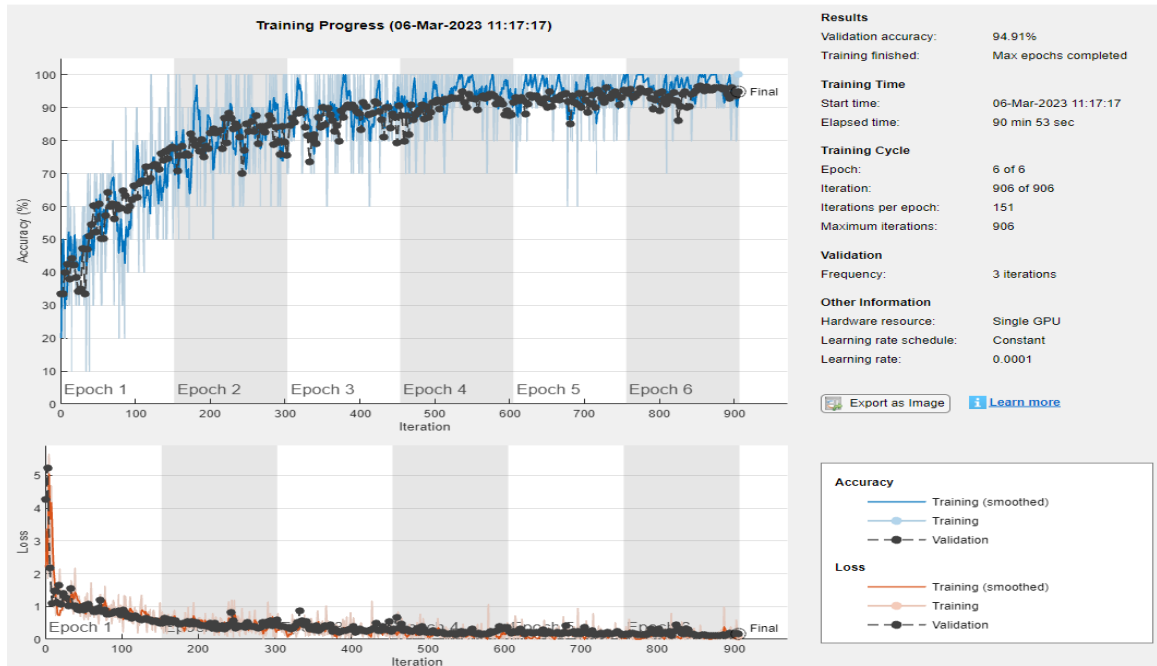
LIDC IDRI	VGG19	Bénin	Malin	Normale
Accuracy	95.37	95.37	96.30	99.07
Précision	95.37	95.15	93.64	97.30
Sensibilité	95.37	90.74	95.37	100



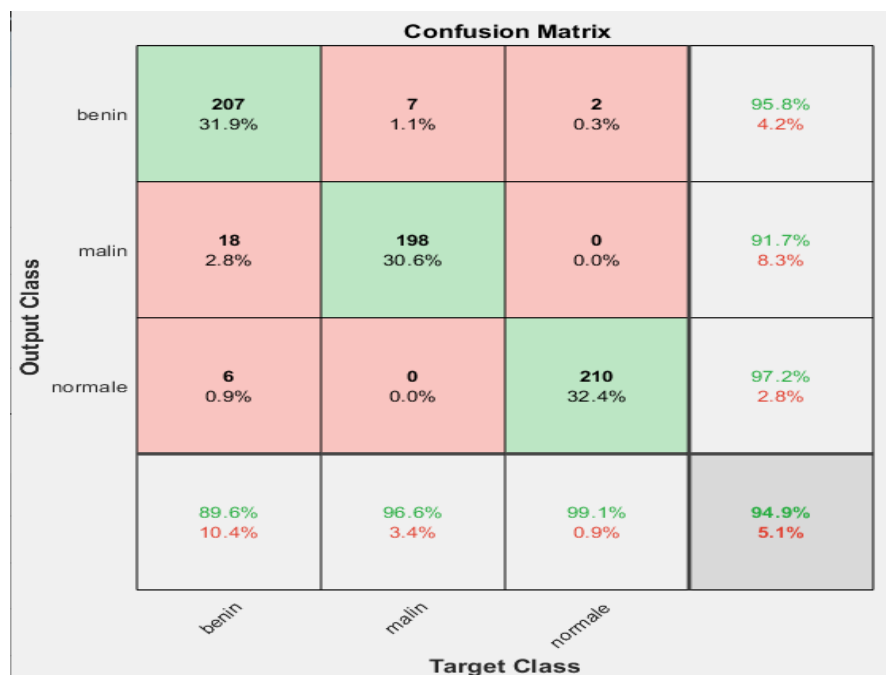
Spécificité	97.69	97.69	96.76	98.61
F1Score	95.37	92.89	94.50	98.63

Tableau3. VII: Mesure des performances par l'architecture VGG19.

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de classification obtenu par le VGG16 (figure3.15 a et b)



(a)



(b)



Figure3. 15: Résultats de la classification par VGG16 (a) : Progression de l'apprentissage ;(b) matrice de confusion.

Le tableau VIII, montre que les résultats des calcul des performances de la classification par le VGG16 de chaque classe

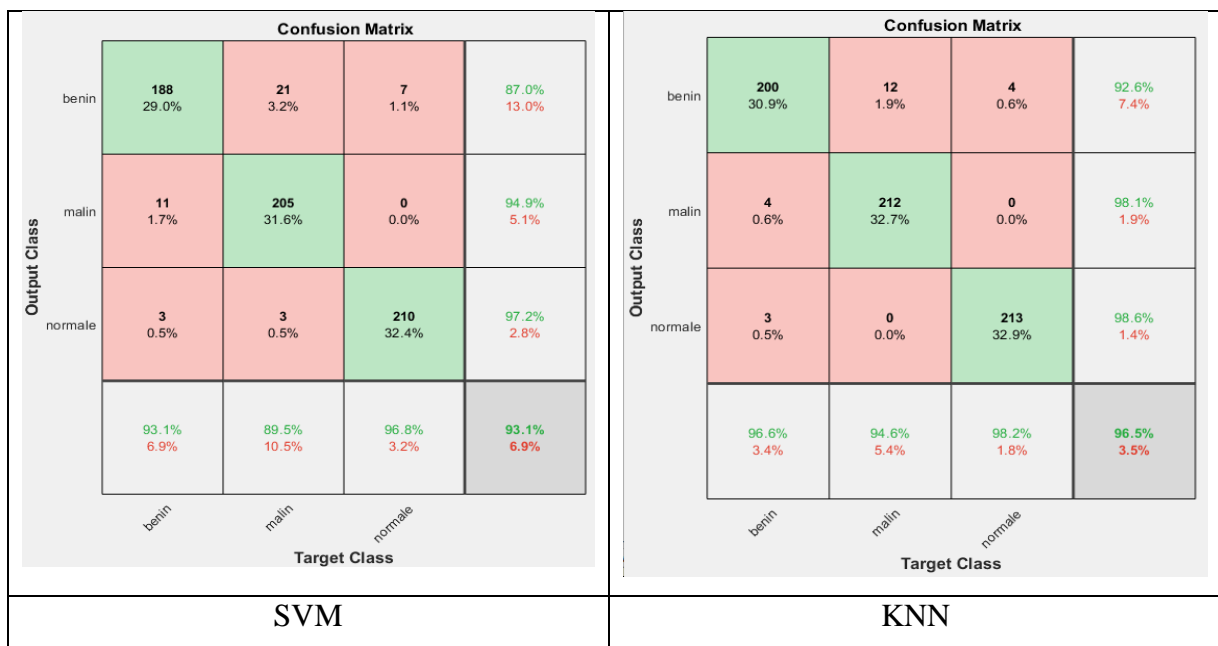
	VGG16	Bénin	Malin	Normale
Accuracy	94.91	94.91	96.14	98.77
Précision	94.91	89.61	96.59	99.06
Sensibilité	94.91	95.83	91.67	97.22
Spécificité	97.45	94.44	98.38	99.54
F1Score	94.91	92.62	94.06	98.13

Tableau3. VIII: Mesure des performances par l'architecture VGG19.

D'après les résultats de classification de VGG19 et VGG16, nous pouvons constater que VGG19 est plus précis que VGG16.

Etape02 : Extraction des caractéristique par deep learning (VGG19 et VGG16) et classification par machine learning.

Les résultats d'extraction des caractéristiques par le VGG19 suivis d'une classification par les trois classifieurs sont illustrés dans la figure 3.16.



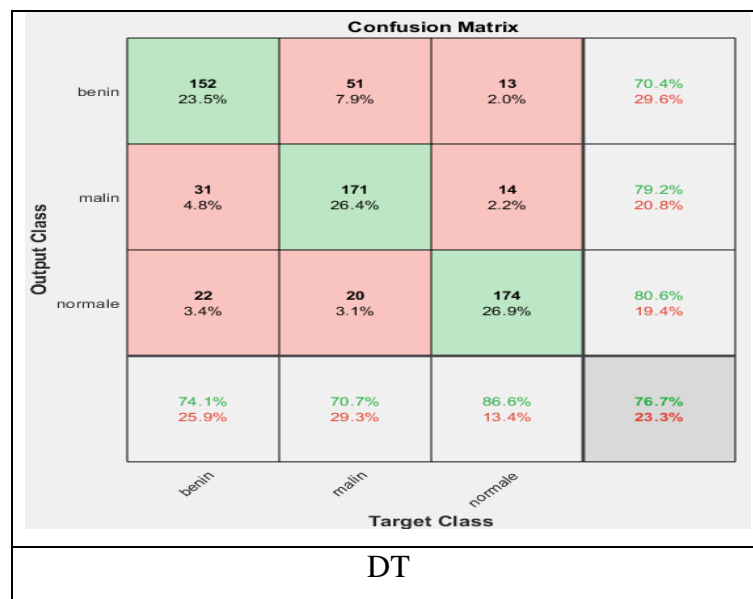


Figure3. 16: Matrices de confusions obtenues par les SVM, KNN et DT.

Le tableau IX, montre les métriques d'évaluation obtenus :

	SVM	KNN	Arbre de décision
Accuracy	95.37	97.63	84.47
Sensibilité	93.06	96.45	76.70
F1score	93.06	96.45	76.70
Spécificité	96.53	98.23	88.35
Précision	93.06	96.45	76.70

Tableau 3.IX: Résultats des Mesures des performances.

Le tableau IX montre que les résultats obtenus avec l'approche de transfert Learning en utilisant le VGG19 pour l'extraction de caractéristiques et le KNN pour la classification montrent des valeurs de taux de sensibilité, spécificité, précision, exactitude et un F1 supérieurs à celles obtenus avec la classification par le VGG19.

Dans ce qui suit, nous présentons, les résultats d'extraction des caractéristiques par le VGG16 suivis d'une classification par les trois classifieurs (figure 3.17)

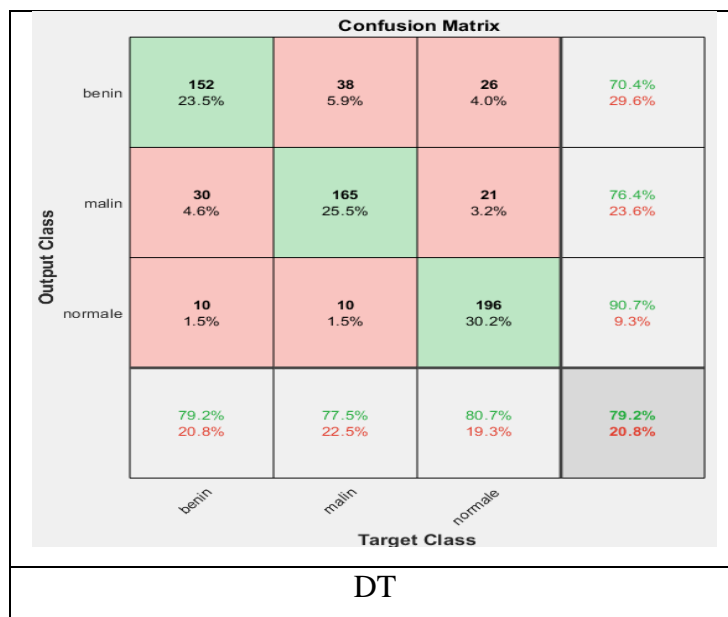
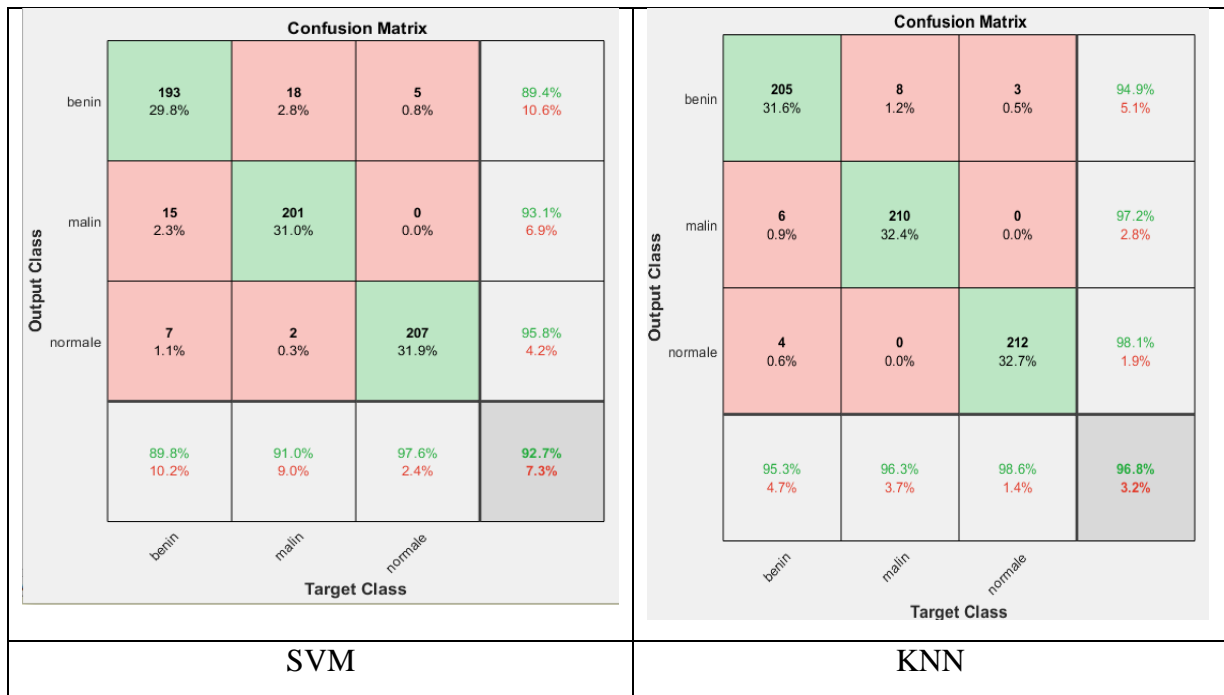


Figure3. 17: Matrices de confusions obtenues par les SVM, KNN et DT.



Le tableau X les métriques d'évaluation obtenus :

	SVM	KNN	Arbre de décision
Accuracy	95.16	97.84	86.11
Sensibilité	92.75	96.76	79.17
F1score	92.75	96.76	79.17
Spécificité	96.37	98.38	89.58
Précision	92.75	96.76	79.17

Tableau3. X: Résultats des Mesures des performances.

Les résultats obtenus par la méthode de transfert appris utilisant VGG16 pour l'extraction de caractéristiques et le KNN pour la classification montrent des valeurs de sensibilité, de spécificité, de précision, exactitude et de F1Score meilleures à celles obtenues pour la classification VGG16.

3.7.3 Expérience 03 : combinaison entre les bases de donnée IQ-OTH/NCCD et LIDC-IDRI

Dans cette expérience, nous améliorons les résultats de la deuxième base de données (LIDCIDRI) en utilisant une base de données plus importante (environ 4000 images par classe). L'objectif de cette étude est d'étudier l'effet du nombre d'images utilisées sur les résultats de classification afin d'améliorer l'apprentissage. Pour obtenir cette quantité de données, nous avons collecté deux bases de données précédentes qui avaient déjà été augmentées

Etape 01 : *classification par deep learning.*

Le résultat de la progression de l'apprentissage en utilisant le modèle **VGG19** est présenté dans la figure 3.18.

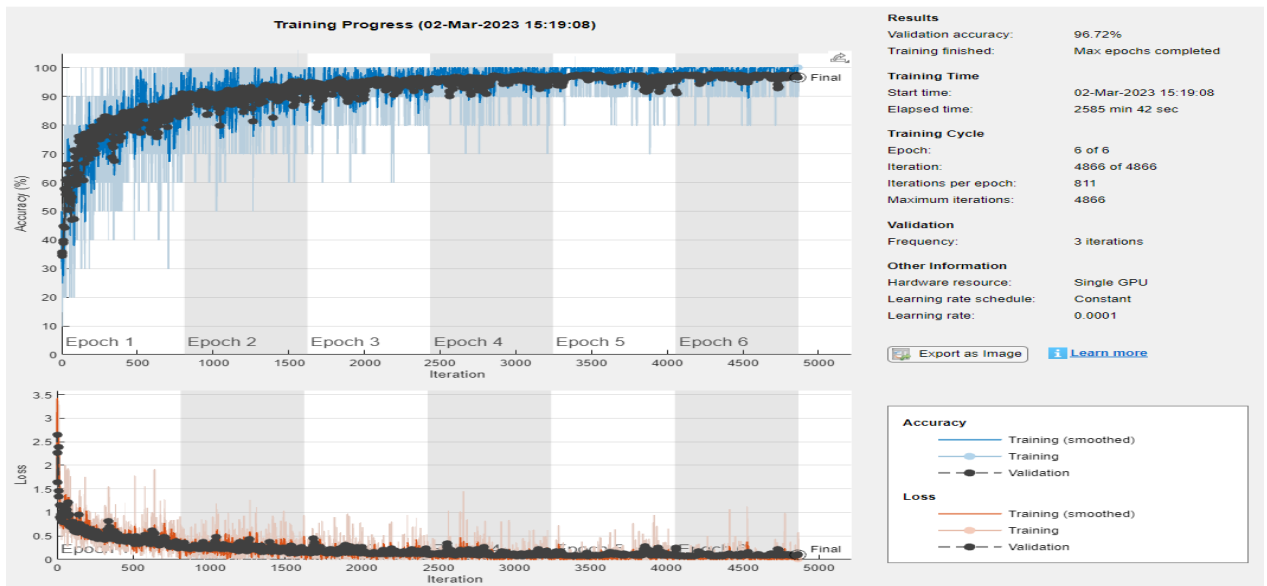


Figure 3. 18: Progression de l'apprentissage en utilisant le VGG19 pour la classification.

Le tableau XI illustre les résultats des calculs des métriques d'évaluation pour chaque classe.

	Vgg19	benin	malin	normale
Accuracy	96.72	96.75	98.25	98.45
Sensibilité	96.72	94.19	96.46	99.49
Précision	96.72	95.94	98.24	96.03
F1 score	96.72	95.06	97.34	97.73
Spécificité	98.36	98.02	99.14	97.92

Tableau 3.XI: Résultats de calculs des métriques d'évaluation pour chaque classe.

- a. Le résultat de la progression de l'apprentissage en utilisant le modèle VGG16 est présenté dans la figure 3.19



Figure3. 19: Progression de l'apprentissage et la matrice de confusion.

Le tableau XII, présente les résultats de la classification par le modèle **VGG16**.

	Vgg16	Benin	malin	normale
Accuracy	97.58	97.58	98.53	99.05
Sensibilité	97.58	96.71	97.15	98.89
Précision	97.58	96.04	98.43	98.29
F1 score	97.58	96.37	97.78	98.59
spécificité	98.79	98.02	99.22	99.13

Tableau3. XII: Résultats de calculs des métriques d'évaluation pour chaque classe.

En comparant les valeurs de l'exactitude et la précision obtenues pour la classification VGG16 avec celles obtenues pour la classification VGG19, nous remarquons que le **VGG16** donne de meilleurs résultats avec une précision de 97,58 % et une spécificité de 98,79 %.

Etape02 : Extraction des caractéristique par deep learning et classification par machine learning.

a. Extraction des caractéristiques par le VGG19

La figure 3.20. représente les résultats de classification par le SVM, KNN et DT.

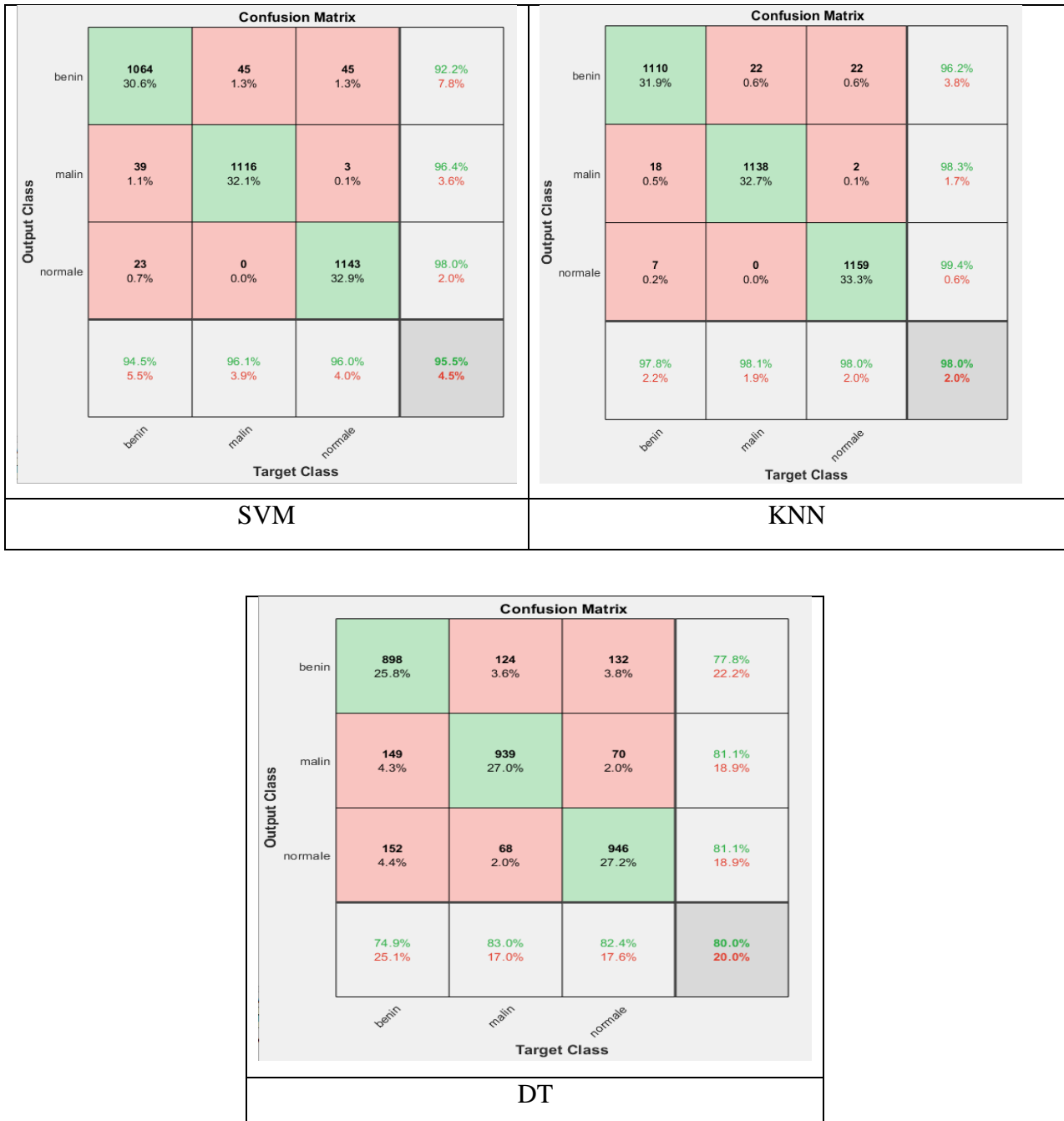


Figure3. 20 : Matrices de confusions obtenues par les SVM, KNN et DT.

Le tableauXIII montre les métriques d'évaluation de chaque classifieur.

	SVM	KNN	Arbre de décision
Accuracy	95.54	97.96	80.02
Sensibilité	95.54	97.96	80.02
Précision	95.54	97.96	80.02



F1score	95.54	97.96	80.02
spécificité	97.77	98.98	90.01

Tableau 3.XIII: Résultats des Mesures des performances pour les trois classifieurs.

b. Extraction des caractéristiques par le VGG16

Pour chaque classifieurs, nous présentons les matrices de confusion (figure 3.21)

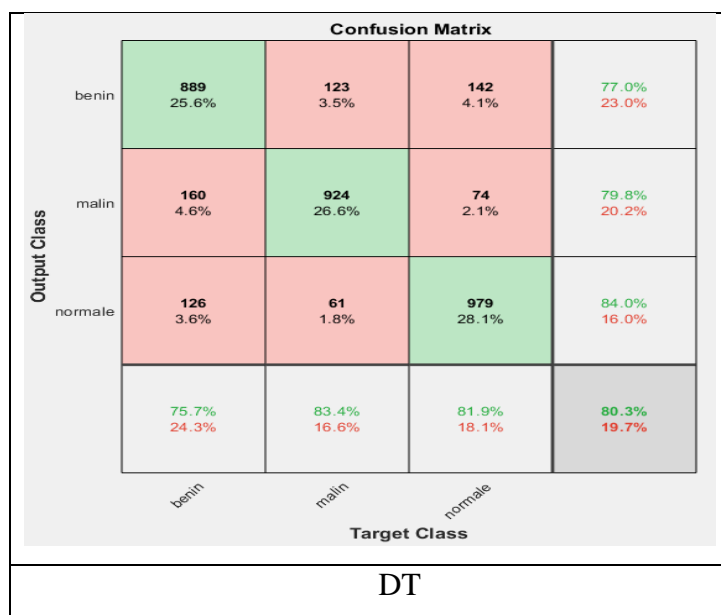
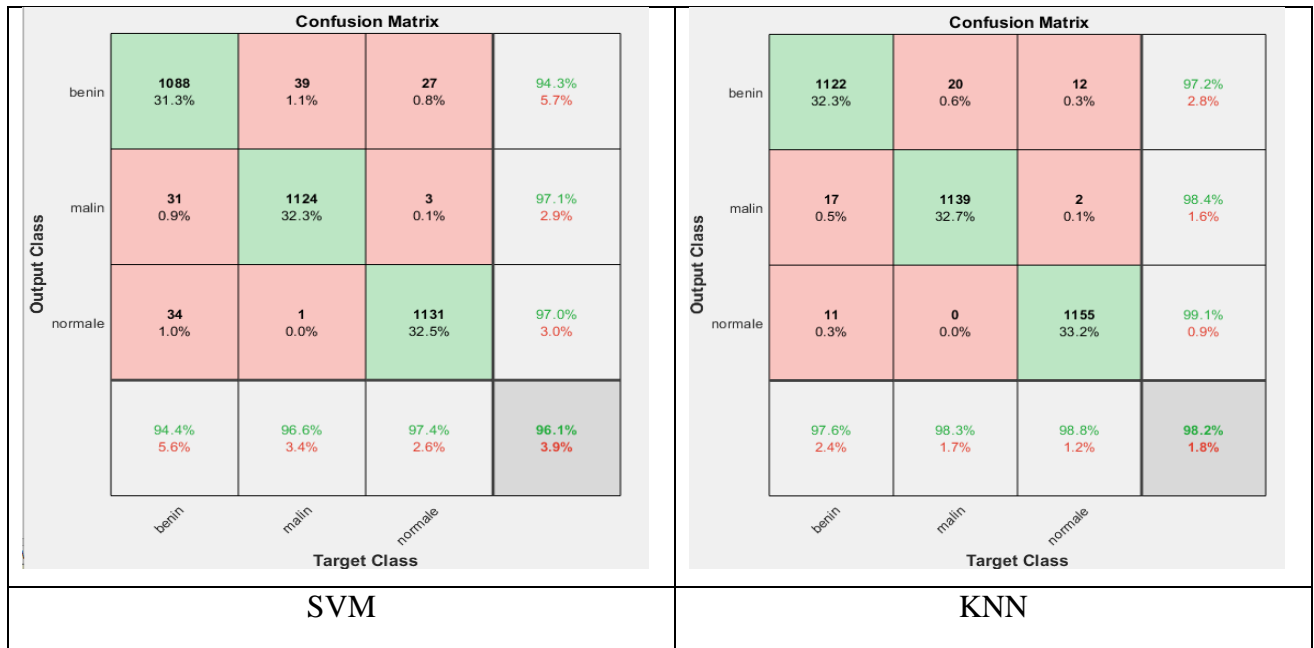


Figure3. 21: Matrices de confusions obtenues par les SVM, KNN et DT.



Le tableau XIV montre les métriques d'évaluation de chaque classifieur.

	SVM	KNN	Arbre de décision
Accuracy	97.41	98.81	86.85
sensibilité	96.12	98.22	80.28
Précision	96.12	98.22	80.28
F1score	96.12	98.22	80.28
spécificité	98.06	99.11	90.14

Tableau 3.XIV: Résultats des Mesures des performances pour les trois classifieurs.

Selon les tableaux XIII et XIV, nous remarquons que l'utilisation de VGG16 pour extraire les caractéristiques puis le KNN pour compléter la classification donne de meilleurs résultats en terme de précision que le VGG19 et KNN.

A partir de l'expérience 01 et 02, on constate que le modèle VGG19 donne toujours de meilleurs résultats par rapport à vgg16. Ceci explique pourquoi la profondeur du réseau et le nombre de couches convolutés utilisées sont des facteurs clés pour de bonnes performances. Ce qu'il en ressort de l'exactitude et de la précision du modèle. Cependant, dans l'expérience 03, nous remarquons que le VGG16 donne des résultats satisfaisants avec une exactitude de 98,81 % et une précision de 98,22 %. Cela est dû au grand nombre d'images utilisées, nécessaires au bon fonctionnement de VGG16. Il convient également de noter que le processus d'augmentation des données peut améliorer les résultats pour obtenir les caractéristiques correctes, qui sont importantes pour la classification afin d'avoir une bonne généralisation.

Parmi les trois classificateurs testés dans notre travail, nous constatons que le classificateur KNN est le plus efficace par rapport au classificateur SVM. Dans tous les tests, nous remarquons que l'arbre de décision fonctionne toujours mal par rapport aux deux autres classificateurs car nous avons beaucoup de paramètres ou de caractéristiques qui conduit à un arbre étoffée et ne semble pas bien fonctionner pour prédire les classes.



Afin de mieux valider les performances des méthodes proposées, nous comparons nos résultats avec ceux obtenus dans la littérature en termes d'adaptabilité et de performance (Tableau XV).

Auteurs	Base de données	Le modèle	Sensibilité	Spécificité	exactitude
Mesut Togaçar et.al	TCIA	Alex+KNN+M RMR	99.32%	99.71%	99.51%
Wadood Abdul	LIDCIDRI	CNN	95.6%	96.1%	97.2%
Méthodes proposées	<i>IQ-OTH/NCCD</i>	VGG19	98.61	99.31%	98.61%
	LIDC-IDRI	VGG19+KNN	96.45%	98.23%	97.63%
	<i>IQ-OTH/NCCD et LIDC-IDRI</i>	VGG16+KNN	98.22%	99.11%	98.81%

Tableau 3.XV: Comparaison des performances entre les méthodes proposées par rapport à la littérature.

3.8. L'interface graphique :

L'interface graphique est réalisé par *App Designer.Matlab* qui permet de classifier les images TDM thoracique entre malin, bénin ou bien c'est un cas normal. La figure suivante représente l'interface graphique.

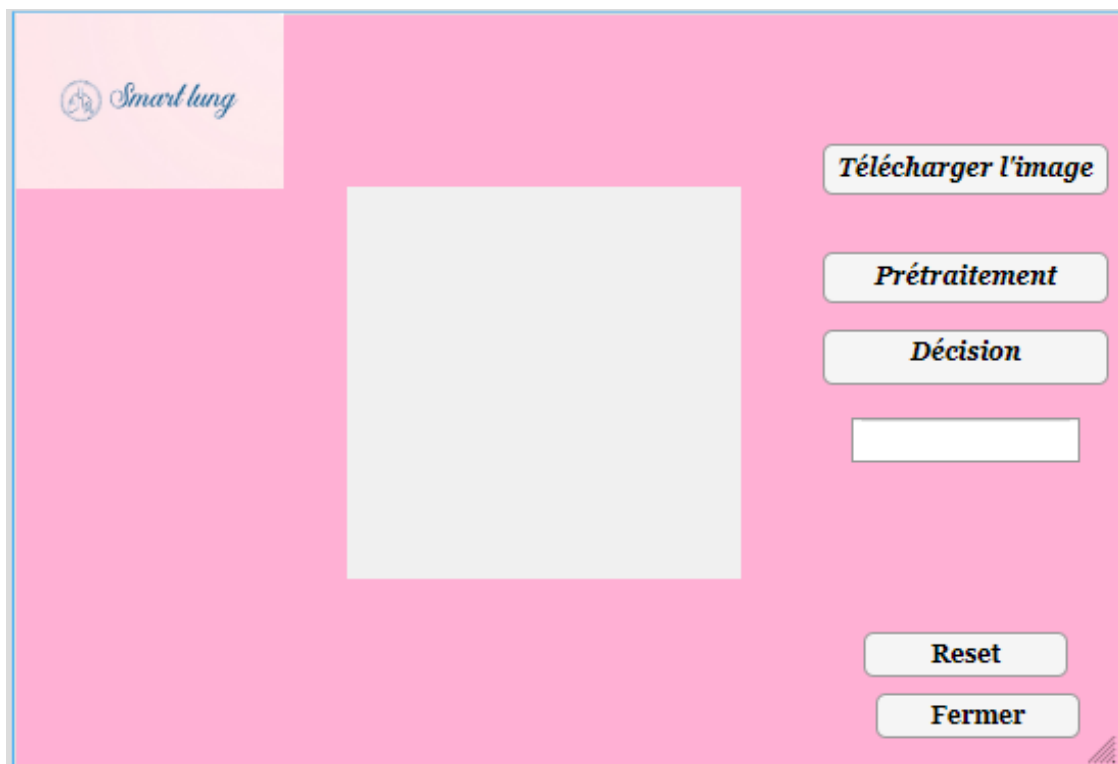


Figure3. 22: L'interface graphique.

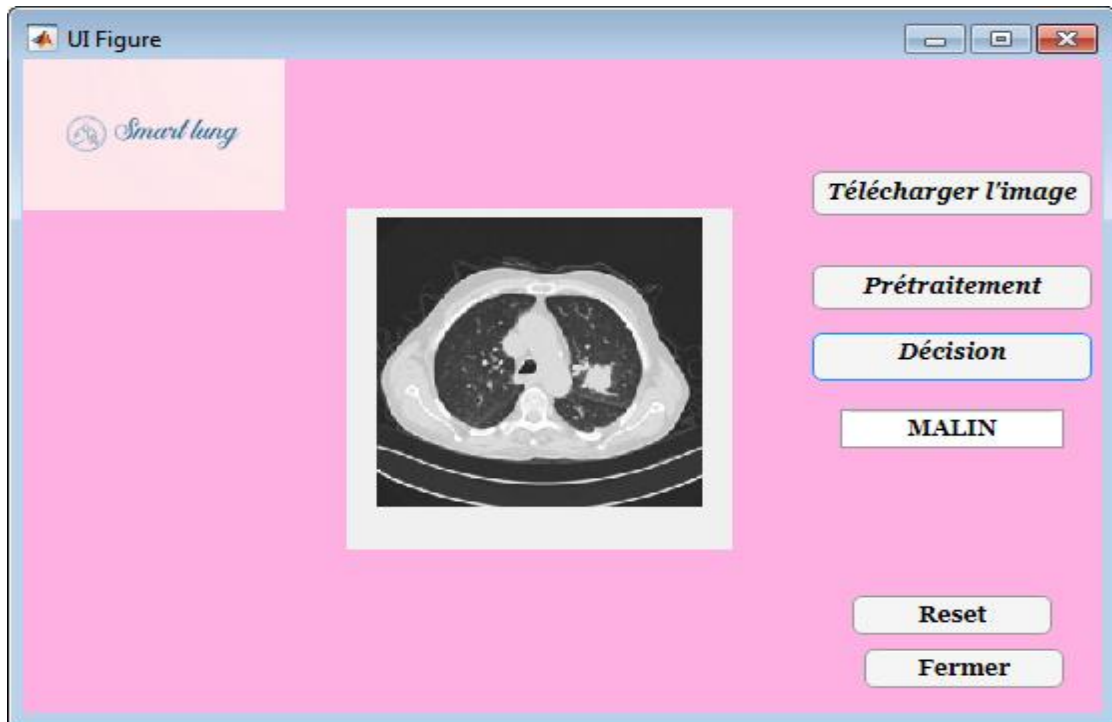


Figure3. 23:Exemple d'un cas malin.



Figure3. 24: Exemple d'un cas bénin.

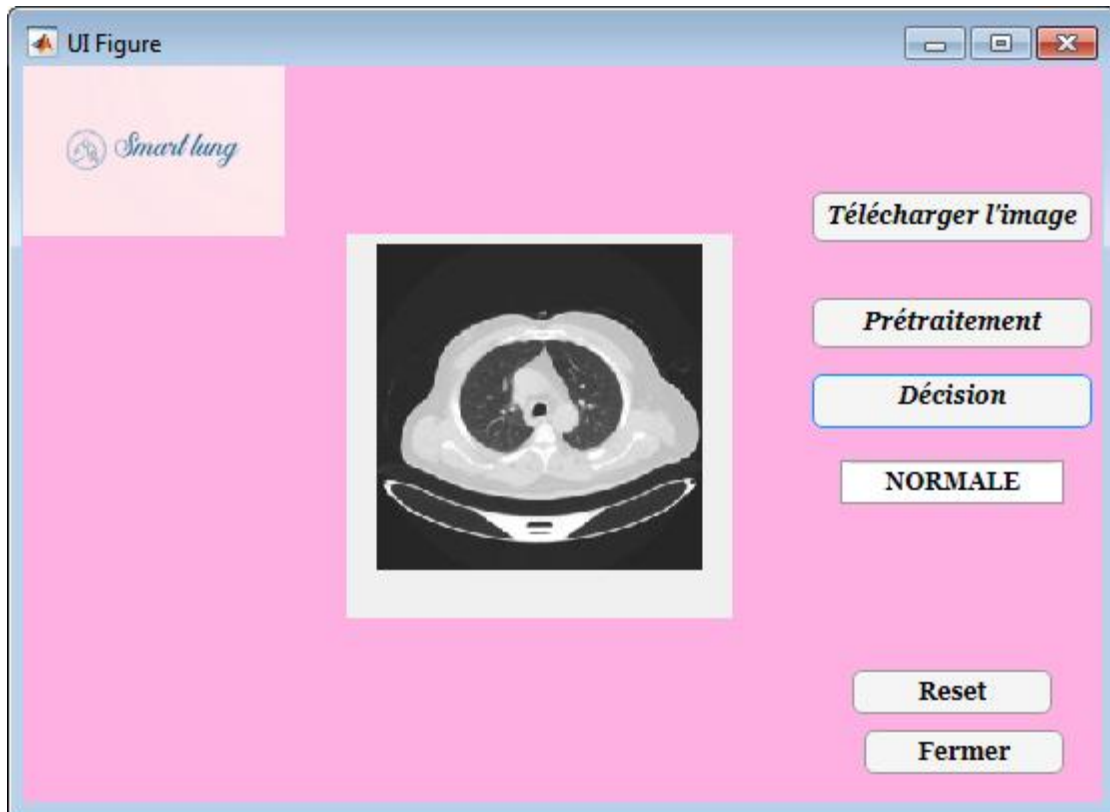


Figure3. 25: Exemple d'un cas normal.

Conclusion :

La classification par deep learning ou machine learning donnent des résultats très proches. Les résultats démontrent également ses performances, qui sont liées à plusieurs paramètres tels que la quantité de données, l'architecture sélectionnée et les hyperparamètres choisis. Ces résultats nous permettent de développer un système d'aide au diagnostic pour la classification du cancer du poumon.

Conclusion générale

Le cancer du poumon est l'une des causes principale de décès par cancer. Il est difficile à détecter précocement, car les symptômes apparaissent au stade final. Toutefois, le taux de mortalité peut être réduit par la détection et le traitement précoces de la maladie. La meilleure technique d'imagerie qu'on peut utiliser c'est la tomодensitométrie « TDM » est la plus fiable pour le diagnostic du cancer du poumon car elle peut révéler tous les nodules suspectés et non suspectés du cancer du poumon. Mais, parfois il est difficile à distinguer et marquer la cellule cancéreuse par les radiologues. Pour les aider à détecter le cancer avec précision, les systèmes de diagnostic assisté par ordinateur « CAD » sont devenus un complément et un outil prometteur, surtout avec le progrès technologique connue par le monde médicale et informatique, et à l'aide des méthodes de l'intelligence artificiel qui a contribué au développement des techniques de traitement d'image et d'apprentissage automatique surtout les algorithmes d'apprentissage profond qui ont utilisées des programmes capable d'apprendre par eux-mêmes à partir de bases de données et qui ont été mises en œuvre pour détecter et classer le cancer du poumon et qui ont preuves leur efficacité et fiabilité. Mais ils ne peuvent pas encore remplacer les spécialistes humains. Dans cette étude nous avons fait une étude comparative entre les méthodes de classification par deep learning et le machine learning à partir des images TDM thoracique prévenants de les bases de données public *LIDCIDRI* et *IQ-OTH/NCCD*. Afin de les classer comme étant un cas malin, bénin ou normal. Aussi, nous avons étudié l'effet de la profondeur du réseau convolutionnel et le nombre de données sur sa précision, bien que sa généralisation. Les résultats obtenus sont satisfaisants et démontrent la robustesse de notre système.

Perspectives :

- Développent d'un système d'aide au diagnostic pour classer les différents cas et stades du cancer pulmonaire.
- Tester plusieurs bases de données.
- Faire la collecte d'une base de données Algérienne et tester notre algorithme sur elle.
- Développer une architecture de classification du cancer du poumon à partie des images volume (3D) et plus.

Bibliographie

- [1] : <https://www.chcarcassonne.fr/imgfr/files/Anatomie%20cours%20Dr%20Nassra%282%29.pdf>
- [2] : https://cyberlearn.hesso.ch/pluginfile.php/3868340/mod_folder/content/0/Jarvis%20%282015%29/Chapitre%2018%20Thorax%20et%20poumons.pdf?forcedownload=1
- [3] : Dr Fandi N. cours d'anatomie, Système respiratoire, université de Tlemcen.
- [4] : Nguyen Sy, Bourouina R, Anne- Claude ALLIN-PFISTER LAMARRE. Manuel de l'anatomie et de physiologie (5eme edition).
- [5] : Shanthi Paramothayan, Essential respiratory medicine. Wiley, 2018, 424 pages.
- [6] : <https://www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Cancer-du-poumon/Les-points-cles>.
- [7] : <http://www.cancer.be/nouvelles/1/8/2022.journée>-mondiale du cancer du poumon.
- [8] : 37 degres.dz/index.php publié le 29 novembre 2021.
- [9] : Dillenseger, J. P., E. Moerschel, and C. Zorn. "Guide des technologies de l'imagerie médicale et de la radiothérapie." *Éditions Masson* (2009).
- [10] : Sawhney, G. S. *Fundamental of biomedical engineering*. New Age International, 2007.
- [11] : <https://www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Cancer-du-poumon/Quels-traitements>
- [12] : MARTIN, Elise. *Thérapies ciblées chez les femmes atteintes de cancer du sein métastatique: diffusion, impact sur la prise en charge, poids des représentations sociales et adhésion thérapeutique*. 2017. Thèse de doctorat. Université Paris Saclay (COMUE). <https://www.theses.fr/2017SACLS534.pdf>
- [13] : Shah, A.A., Malik, H.A.M., Muhammad, A., Alourani, A. and Butt, Z.A., 2023. Deep learning ensemble 2D CNN approach towards the detection of lung cancer. *Scientific Reports*, 13(1), p.2987.

[14] : Marathe, M. and Bhalekar, M., 2022, June. Detection of Lung Cancer using CT Scans with Deep Learning Approach. In *2022 7th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)* (pp. 1026-1031). IEEE.

[15] : Nawreen, N., Hany, U. and Islam, T., 2021, July. Lung cancer detection and classification using CT scan image processing. In *2021 International Conference on Automation, Control and Mechatronics for Industry 4.0 (ACMI)* (pp. 1-6). IEEE.

[16] : Abdul, W., 2020, December. An automatic lung cancer detection and classification (ALCDC) system using convolutional neural network. In *2020 13th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)* (pp. 443-446). IEEE.

[17] : Toğaçar, M., Ergen, B. and Cömert, Z., 2020. Detection of lung cancer on chest CT images using minimum redundancy maximum relevance feature selection method with convolutional neural networks. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 40(1), pp.23-39.

[18] : https://www.hug.ch/sites/interhug/files/structures/service_dingenierie_biomedicale/etat_de_lart_en_imagerie_medicale_-_rsna_2017_-_radiologie_numerique.pdf

[19] : Oppelt, A. ed., 2006. *Imaging systems for medical diagnostics: fundamentals, technical solutions and applications for systems applying ionizing radiation, nuclear magnetic resonance and ultrasound*. John Wiley & Sons.

[20] : Mendelson, E.B., 2019. Artificial intelligence in breast imaging: potentials and limitations. *American Journal of Roentgenology*, 212(2), pp.293-299.

[21] : Syed, A.B. and Zoga, A.C., 2018, November. Artificial intelligence in radiology: current technology and future directions. In *Seminars in musculoskeletal radiology* (Vol. 22, No. 05, pp. 540-545). Thieme medical publishers.

[22] : Maier, A., Syben, C., Lasser, T. and Riess, C., 2019. A gentle introduction to deep learning in medical image processing. *Zeitschrift für Medizinische Physik*, 29(2), pp.86-101.

Jahan, F., Khan, P.U., Sapkal, R., VC, V. and Mehetre, V., Biomedical Image Analysis and Deep Learning. *IOSR Journal of Dental and Medical Sciences (IOSR-JDMS)* e-ISSN, pp.2279-0853.

[23] : Abiodun, O.I., Jantan, A., Omolara, A.E., Dada, K.V., Mohamed, N.A. and Arshad, H., 2018. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, 4(11), p.e00938

[24] : Patterson, J. and Gibson, A., 2017. *Deep learning: A practitioner's approach*. " O'Reilly Media, Inc."

[25] : https://openclassrooms.com/fr/courses/4470531-classez-et-segmentez-des-donnees-visuelles/5083336-decouvrez-les-differentes-couches-dun-cnn?fbclid=IwAR2dAKa1X41tUomGx2TqnUSLxRTEqcl4mPt8fLjAhsWUWN2pIKH_zLXcGqw .

[26] : Jean-Claude Heudin, 2016. Comprendre le deep learning: une introduction aux réseaux de neurones, 1 vol. (178 p.)

[27] : <https://datascientest.com/transfer-learning>.