

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT GENIE BIOMEDICALE

Mémoire de Fin d'Etudes De MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : GENIE BIOMEDICALE

Spécialité : **INSTRUMENTATION BIOMEDICALE**

Présenté par

Lina TEHARI &

Massinissa MERRADE

Thème

Développement d'un modèle d'apprentissage semi-supervisé pour la classification des images médicales : application au diagnostic de la pneumonie

Mémoire soutenu publiquement le 01/10/ 2025 devant le jury composé de :

Mr MOUAS l'Hocine, MCB - UMMTO,

PRESIDENT

Mr MEZIANI Madjid, MCB - UMMTO,

EXAMINATEUR

Mr BOURKACHE Noureddine, MCB - UMMTO,

PROMOTEUR

PROMOTION : 2024/2025

Remerciements :

Nous remercions, tout d'abord, Dieu Tout-Puissant, qui nous a donné la force, la patience et la volonté nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous remercions tous les enseignants du département Génie Biomédicale pour leurs qualités d'enseignement dispensé tout au long de notre parcours universitaire.

Nous adressons nos sincères remerciements à Mr Bourkache Noureddine, notre encadrant, pour ses conseils précieux, son expertise et son accompagnement tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Nous remercions chaleureusement les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer notre travail, ainsi que toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce projet.

Dédicaces :

Ce mémoire est dédié à toutes les personnes qui m'ont accompagné, de près ou de loin,
durant ces années d'apprentissage.

*A mon papa, loin de mes yeux, jamais loin de mon âme. Ton absence n'a fait que renforcer
ta présence en moi.*

*À ma mère, que Dieu bénisse ta vie comme tu as béni la mienne par ton amour, ta patience
et tes prières. Tu es ma première éducatrice et ma première source de force. Merci pour tout.*

*Frères de sang et frères de cœur, Karim et Madjid. Votre soutien, vos conseils et votre
exemple m'ont permis d'avancer avec confiance.*

A Mes cousins, cousines, copines, amis et toute ma famille

*Je tiens à dédier ce mémoire aussi à mon encadrant, Nouredine Bourkache, pour son
soutien constant, sa confiance et sa précieuse guidance, qui m'ont permis d'aboutir à ce
travail dans les meilleures conditions.*

*À mon binôme, Massinissa, pour les efforts partagés, les heures de réflexion, les doutes et les
réussites. Merci pour ta patience, ton humour et ton soutien indéfectible. Ce mémoire est
aussi le tien.*

T. Lina

Dédicaces :

À mes chers parents,

À ma sœur Ouiza,

Et à ma tante Merrad Dahbia.

En témoignage de ma profonde reconnaissance pour l'éducation, le soutien et les valeurs que vous m'avez transmis.

À mon binôme Tihari Lina, pour la collaboration et les efforts partagés.

À mon promoteur, M. BOURKACHE, pour son accompagnement et ses précieux conseils.

Et à l'ensemble de mes professeurs, présents et en ligne, qui m'ont transmis leur savoir et guidé tout au long de mon parcours.

Ce travail vous est dédié, avec toute ma gratitude et mon estime

M. Massinissa

SOMMAIRE

Remerciements	
Dédicace	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des abréviations	
Introduction générale.....	01

Chapitre I : Imagerie médicale

I. Introduction	03
II. Définition d'imagerie médicale	03
III. Historique de l'imagerie médicale et rayon x	03
IV. Les principales techniques d'acquisition d'imagerie médicale	05
IV.1 Radiographie conventionnelle standard	05
IV.1.1 L'appareil radiographie standard	05
IV.1.2 Rayon x.....	06
IV.1.2.1 Production de rayon x	06
IV.1.3 Utilisation de la radiologie conventionnelle.....	08
IV.1.4 Formation d'image radio conventionnelle	09
IV.1.5 La détection de l'image radiante.....	10
IV.2 Scanner (Tomodensitométrie)	11
IV.2.1 Les types de scanners axiaux.....	12
IV.2.1.1. Scanner cérébral	12
IV.2.1.2 Scanner thoracique	13
IV.2.2 Formation de l'image.....	13
IV.3. Imagerie par résonance magnétique (IRM)	16
IV.4 Echographie.....	17
IV.4.1 Formation de l'image échographique	17
IV.5 Imagerie en médecine nucléaire	18
IV.6 La scintigraphie.....	19
IV.6.1 Déroulement de la scintigraphie	19
V. Radioprotection en imagerie médicale	20
VI. Conclusion	21

CHAPITRE II : Traitement d'image médicale

I. Introduction.....	22
II. Traitement d'image.....	22
III. Les types des images.....	22
III.1. Définition d'image numérique.....	22
III.2. . Les types des images numériques	23
III.2.1. Image vectorielle	23
III.2.2. Image matricielle	24
IV. Caractéristique d'une image numérique.....	24
IV.1. Le pixel.....	24
IV.2. La dimension d'une image	25
IV.3. Résolution d'une image	25
V. Image médicale	25
VI. Les étapes de traitement d'image.....	26
VI.1. Acquisition d'image.....	26
VI.1.1. Les types d'acquisition d'image médicale	26
VI.1.2. Normalisation des formats (DICOM, NIFTI)	27
VI.1.2.1. Format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine).....	27
VI.1.2.2 Format NifTI (Neuroimaging Informatics Technology Initiative)	28
VI.2. Prétraitement des images médicales.....	29
VI.2.1. Les méthodes de prétraitement	29
VI.2.1.1. Détection des contours	29
VI.2.1.2. Histogramme.....	30
VI.2.1.3. Filtrage	31
VI.2.2. Technique de prétraitement des images pour améliorer la qualité d'image	31
VI.2.2.1 Réduction du bruit.....	31
VI.2.2.2. Amélioration du contraste.....	32
VI.2.2.3. Correction de l'éclairage	32
VI.3. Segmentation d'image.....	32
VI.3.1. Types de segmentation d'image médicale.....	33
VI.3.1.1. Segmentation par zone.....	33

VI.3.1.2. Segmentation par contour	34
VI.3.1.3. Segmentation par classification ou seuillage	34
IV.4. Interprétation des résultats en analyse d'images médicale	36
IV.4.1. Les outils nécessaires pour l'interprétions	36
VII. Les méthodes de traitement d'image.....	37
VII. 1. Méthodes classiques	37
VII.2. Méthodes intelligentes	38
VII.2.1 Techniques récentes et leurs applications en imagerie médicale	38
VII.2.2 Application aux images thoracique et détection de la pneumonie.....	38
VII.2.2.1 La pneumonie.....	38
VII.2.2.2 Classification automatique des maladies pulmonaires	40
VIII. Conclusion.....	41

CHAPITRE III : Intelligence artificielle

Introduction	42
I. Historique	42
II. Les principaux facteurs du développement rapide de l'Intelligence artificielle.....	42
II.1. L'amélioration des logiciels et des bibliothèques open-source (algorithme)	43
II.2. La disponibilité des données massive (big data).....	43
II.3. La puissance croissante des infrastructures matérielles	43
III. Les défis majeurs de l'Intelligence artificielle	44
III.1. 1. Le biais algorithmique et l'équité	44
III.2. La transparence et l'explicabilité des décisions.....	44
IV. Intérêt de l'Intelligence artificielle	45
IV.1. Programmation traditionnelle et Intelligence artificielle (différences fondamentales)	45
IV.2. La nécessité de l'Intelligence artificielle	47
IV.2.1 Amélioration de la précision diagnostique et réduction des erreurs	47
IV.2.2 Accélération du diagnostic et optimisation des ressources.....	47
IV.2.3 Personnalisation des traitements.....	48
IV.2.4 Assistance de la télémédecine et accès élargi aux soins	48
IV.2.5 Soutien à la recherche médicale et innovation	48

V. Machine Learning	48
V.1. Les données (big data)	49
V.2. Les algorithmes	49
V.2.1 Les méthodes d'apprentissage automatique	50
V.3. Le Matériel informatique (Hardware)	52
V.3.1 Processeurs graphiques (GPU)	53
V.3.2 Unités de traitement neuronal (NPU)	53
V.3.3 Unités de traitement tensoriel (TPU)	53
V.3.4 Le cloud	54
VI. Apprentissage profond (Deep Learning)	55
VI.1. Analyse Hiérarchique des Concepts Abordés	56
VII. Apprentissage profond fonctionnement	58
VII.1. Neurone artificiel et Neurone naturel	58
VII.1.1 Neurone naturel	58
VII.2. Neurone Artificiel	58
VIII. Le Perceptron	62
VIII.1. Qu'est-ce qu'un perceptron ?	62
VIII.2. Comment fonctionne-t-il ?	62
IX.3. Limites et points forts des perceptrons	63
IX. Discussion Limites et perspectives de l'IA en imagerie médicale	63
X. Conclusion	63

Chapitre IV : Implémentation et résultats

I. Introduction	64
II. Configuration logiciel et matériel	64
II.1. Configuration matériel	64
II.1.1. 1. Environnement local	64
II.1.2. 2. Environnement cloud (kaggle)	65
II.2. Configuration logiciel	65
II.2.1. Python	65
II.2.2. 2. Les bibliothèques utilisées	66
II.2.2.1. Tensorflow	66
II.2.2.2. Keras	66

II.2.2.3. Scikit-learn	67
II.2.2.4. Matplotlib	67
II.2.2.5. Tqdm.....	68
II.2.2.6. Caggle Datasets	68
III. Paramètres d'entraînement.....	69
IV. Préparations des données.....	69
IV.1. . Origine et organisation du dataset.....	69
IV.1.1. Ensemble d'entraînement (train)	71
IV.1.2. Ensemble de validation (validation).....	71
IV.1.3. Ensemble de test (test)	71
IV.2. Prétraitement des images.....	71
IV.3. Augmentation des données	72
IV.4. Gestion du déséquilibre des classes.....	72
V. Architecture et fonctionnement.....	72
VI. Reconnaissance des formes, textures et couleurs.....	73
VI.1. Formes.....	73
VI.2. Textures.....	73
VI.3. Couleurs	73
VII. Sauvegarder le model DenseNet 121	73
VII.1. La sauvegarde.....	73
VII.2. Enregistrement des formats spécifiques.....	73
VII.3. Stratégie	74
VII. Résultats expérimentaux.....	74
VIII Conclusion	82
Conclusion générale	83
Références bibliographiques	

LISTE DE SFIGURES

Figure I.1 : la premier Radiographie aux rayons X de la main du Mme Röntgen	4
Figure I.2 : appareil de radio conventionnelle Standard	6
Figure I.3 : image obtenue par radio conventionnelle standard.....	6
Figure I.4 : schéma fonctionnement de tube a rayon x.	6
Figure I.5 : tube a rayon x avec anode fixe.....	7
Figure I.6 : tube a rayon x avec anode tournante.....	8
Figure I.7 : schéma d'intensité du faisceau.....	9
Figure I.8 : chaine de détection d'image radiante.....	10
Figure I.9 : machine traitement des films	11
Figure I.10 : appareil scanner rayon x	12
Figure I.11 : image obtenue par Scanner.....	12
Figure I.12 : séquentiel.....	14
Figure I.13 : hélicoïdale.....	14
Figure I.14 : appareil IRM	16
Figure I.15 : image obtenue par l'IRM	16
Figure I.16 : Echographe.....	17
Figure I.17 : Image échographie	17
Figure I.18 : Appareil scintigraphie	19
Chapitre II :	
Figure II.1 : chaine de traitement d'image.....	22
Figure II.2 : image matricielle	24
Figure II.3 : image DICOM	27
Figure II.4 : image NIFTI	28
Figure II.5 : détection des contours	30
Figure II.6 : modèle de contour	30
Figure II.7 : image avec son histogramme.....	31
Figure II.8 : application d'un filtre médian sur une image médicale.....	31
Figure II.9 : segmentation d'image médicale	33
Figure II.10 : segmentation par seuillage et détection d'une masse dans une mammographie.....	35
Figure II.11 : seuillage par la méthode d'OTSU	36

Figure II.12 : méthode de traitement d'image	37
Figure II.13 : Radiographie thoracique.....	39
Figure II.14 : Image radiographie thoracique qui montre une pneumonie	39
Figure II.15 : Radiographie qui montre streptococcus	40
Figure II.16 : Radiographie pneumonie.....	40
 Chapitre III :	
Figure III.1 : Les piliers du développement de l'intelligence artificielle.....	44
Figure III.2 : Comparaison entre programmation classique et IA	46
Figure III.3 : Illustration des flux Big Data dans les systèmes IA	49
Figure III.4 : interaction entre humain et machine (AI)	50
Figure III.5 : Les méthodes d'apprentissage automatique	50
Figure III.6 : Architecture des processeurs spécialisés : GPU, TPU et NPU.....	52
Figure III.7 : image de carte graphique H100	53
Figure III.8 : Structure typique d'un réseau CNN	55
Figure III.9 : relation entre AI, ML, DL	57
Figure III.10 : Neurone naturel d'une cellule nerveuse	58
Figure III.11 : la structure d'un neurone artificiel.....	59
Figure III.12 : Principales étapes de calcul du réseau de neurone.....	61
 Chapitre IV :	
Figure IV.1 : python	65
Figure IV.2 : tensorflow.....	66
Figure IV.3 : keras	67
Figure IV.4 : Scikit-learn	67
Figure IV.5 : matplotlib	67
Figure IV.6 : Tqdm	6
Figure IV.7 : Kaggle Datasets.....	67
Figure IV.8 : Images thoraciques illustrant différentes pathologies pulmonaires.....	70
Figure IV.9 : Courbes d'apprentissage du modèle.....	74
Figure IV.10 : Matrice de confusion.....	76
Figure IV.11 : Cas normal (sain) : taux de confiance = 83,6 %	77
Figure IV.12 : Cas de pneumonie : taux de confiance = 86,2 %	78
Figure IV.13 : Cas normal (sain) : Taux de confiance = 99,7 %	79

Figure IV.14 : Cas de pneumonie : taux de confiance = 99,99 %	80
Figure IV.15 : Cas d'un faux positif	81

Liste des tableaux

Chapitre I :

Tableau I.1 : Différence entre le mode séquentiel et le mode hélicoïdale..... 15

Chapitre II :

Tableau II.1 : de classification automatique des pathologies pulmonaires41

Chapitre III :

Tableau III.1 : Comparaison des approches classiques et intelligentes en programmation... 45

Chapitre IV :

Tableau IV.1 : caractéristiques de l'environnement local (Laptop).....64

Tableau IV.2 : caractéristique de l'environnement cloud (Kaggle/Drive) 65

Tableau IV.3 : des paramètres d'entraînement 69

Tableau IV.4 : les étapes de prétraitement.....71

Tableau IV.5 : architecture DenseNet-121..... 72

Tableau IV.6 : historique des performances..... 75

Liste des abréviations :

2D : Deux dimensions

3D : Trois dimensions

BPCO : Bronchopneumopathie chronique obstructive

CNN : Convolutional Neural Network (en français : Réseau de neurones convolutifs)

DICOM : Digital Imaging and Communication in Medicine

GPU : Graphics Processing Unit (Unité de traitement graphique)

IA : Intelligence artificielle

IRM : Imagerie par résonance magnétique

MIT : Massachusetts Institute of Technology (en français : Institut de technologie du Massachusetts)

NIfTI : Neuroimaging Informatics Technology Initiative

NPU : Neural Processing Unit (Unité de traitement neuronal)

TDM : Tomodensitométrie

TPU : Tensor Processing Unit (Unité de traitement de tenseurs)

Introduction générale :

Dans le domaine médical, l'imagerie occupe une place essentielle en tant qu'outil de diagnostic, de prévention et de suivi thérapeutique. Grâce aux évolutions technologiques, ces images offrent aujourd'hui une richesse d'information inégalée, permettant une observation fine et précise des structures internes du corps humain. Toutefois, l'analyse de ces données reste une tâche délicate, qui demande du temps, de l'expertise et une rigueur constante. Dans un contexte où le volume d'images générées augmente sans cesse, les systèmes d'analyse usuels s'avèrent alors limités. C'est dans ce cadre que l'intelligence artificielle (IA), et plus particulièrement l'apprentissage profond, propose des solutions puissantes pour accompagner les professionnels de santé [1].

Aujourd'hui, l'IA joue un rôle primordial dans le domaine de l'imagerie médicale. Grâce aux progrès technologiques et à la puissance accrue des systèmes informatiques, l'IA permet désormais aux machines de traiter et d'analyser des bases complètes d'images médicales. L'un de ses sous-domaines les plus utilisés est le *machine learning*, ou l'apprentissage automatique, qui repose sur la capacité des algorithmes informatiques à apprendre à partir d'un grand volume de données. En particulier, les réseaux de neurones, inspirés du fonctionnement du cerveau humain, sont capables de détecter automatiquement des anomalies sur des images issues des scanners, des IRM, des radiographies diverses, améliorant ainsi la précision des diagnostics [2].

Ce mémoire s'inscrit dans cette orientation et propose un modèle d'apprentissage semi-supervisé pour l'analyse d'images médicales. L'objectif est de tirer profit du potentiel des techniques modernes de traitement d'image et de l'intelligence artificielle pour automatiser une partie de l'analyse, tout en garantissant une fiabilité suffisante pour une utilisation clinique.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres :

Nous allons présenter dans le premier chapitre l'imagerie médicale d'un point de vue généraliste. Nous allons exposer les principales techniques souvent utilisées et les différentes modalités d'acquisition.

Ensuite, le deuxième chapitre abordera les techniques de traitement d'image, indispensables pour préparer et valoriser les données avant l'apprentissage.

Le troisième chapitre s'intéresse aux fondements de l'intelligence artificielle et à l'architecture des réseaux de neurones, en mettant l'accent sur les approches semi-supervisées.

Enfin, le quatrième et dernier chapitre est consacré à la visualisation et l'interprétation des résultats, avec une analyse critique des performances du modèle proposé.

Nous clôturons ce travail par une conclusion générale et des perspectives.

I. Introduction

L'imagerie médicale est aujourd'hui un moyen fondamental pour le diagnostic et le suivi thérapeutique en médecine moderne. Depuis la découverte des rayons x, ce domaine a connu un essor spectaculaire. Permet d'examiner l'intérieure du corps humain sans aucune chirurgie, avec une précision. Nous présenterons dans ce chapitre les principes techniques d'acquisition d'imagerie médicale ainsi que le matériel utilisé pour chaque technique comme : la radio conventionnelle, scanner ou tomodensitométrie (TDM), imagerie par résonance magnétique (IRM), mammographie, scintigraphie, la médecine nucléaire et l'échographie. Cette évolution continue de l'imagerie médicale s'inscrit dans un objectif assurer la sécurité du patient, concerne la radioprotection.

II. Définition d'imagerie médicale :

L'imagerie médicale est un domaine clé de la médecine qui regroupe plusieurs techniques utilisées pour diagnostiquer et traiter diverses pathologies. Elle a profondément transformé la médecine en permettant d'accéder à des informations autrefois invisibles lors des examens cliniques, comme les détails anatomiques du corps et certains aspects du métabolisme des organes (imagerie fonctionnelle). Les techniques d'imagerie médicale offrent des images basées sur des caractéristiques physiques ou chimiques spécifiques. Selon l'équipement utilisé, certains instruments sont plus volumineux que des dispositifs optiques comme les endoscopes ou les fibres optiques, qui sont suffisamment petits pour être insérés dans les canaux du corps humain [1].

III. Historique de l'imagerie médicale et rayon x :

Les débuts de l'imagerie médicale remontent à la découverte des rayons X par Wilhelm Röntgen en 1895. En étudiant les rayons cathodiques à l'aide d'un tube à vide, il remarque qu'un écran fluorescent placé à proximité s'illumine lorsqu'il est traversé par un rayonnement invisible. En plaçant sa main devant le tube, il observe l'ombre de ses os apparaître plus sombre que celle des tissus mous. C'est ainsi que naît la radiographie. Le 22 décembre 1895, Röntgen réalise la première radiographie sur la main de sa femme qu'on voit dans la figure I.1, Anna Bertha Röntgen. Pour cette découverte révolutionnaire, il reçoit le tout premier prix Nobel de physique en 1901[3].



Figure I.1 : La première Radiographie aux rayons X [3]

Les rayons X, très pénétrants et invisibles à l'œil nu, permettent de "voir à travers le corps" et révolutionnent rapidement la médecine. Leur usage s'étend aussi à la sécurité (dans les aéroports), à l'industrie alimentaire (contrôle qualité) et à la cristallographie (étude des structures des matériaux). Dès les années 1920-1930, les appareils de radiographie s'améliorent, produisant des images plus nettes et plus détaillées. Toutefois, la prise de conscience des risques liés aux rayonnements ionisants entraîne la mise en place progressive de mesures de protection [3].

En parallèle, la recherche sur la radioactivité progresse. Dès 1898, Henri Becquerel, Pierre et Marie Curie découvrent la radioactivité naturelle. En 1934, Irène et Frédéric Joliot-Curie découvrent la radioactivité artificielle, ouvrant la voie à la création d'isotopes radioactifs utilisables en médecine. En 1937, Emilio Segré découvre le technétium-99, un élément manquant du tableau de Mendeleïev. Une version isomérique de cet élément, le technétium-99m, sera par la suite exploitée pour ses propriétés émettrices de rayons gamma. Il devient l'un des radio-isotopes les plus utilisés pour la scintigraphie grâce à sa courte demi-vie et à sa capacité à marquer diverses molécules dans l'organisme [3].

À la fin des années 1920, des avancées majeures sont réalisées : le Radium C est injecté à un patient pour suivre la circulation sanguine à l'aide d'un compteur de Geiger-Müller, inventé en 1928. En 1938, l'iode-131 est produit et utilisé pour diagnostiquer et traiter des affections thyroïdiennes comme l'hyperthyroïdie et certains cancers [4].

L'imagerie médicale continue d'évoluer au fil des décennies. À partir des années 1950, les ultrasons, déjà utilisés dans le domaine militaire pour le sonar depuis 1915, trouvent leur première application médicale grâce au cardiologue suédois Inge Edler. En 1955, il utilise les

ultrasons pour observer le cœur et diagnostiquer des maladies telles que les sténoses mitrales, marquant ainsi la naissance de l'échographie [5].

Dans les années 1970, deux révolutions majeures voient le jour : la tomodensitométrie (scanner), qui permet d'obtenir des images en coupe du corps grâce aux rayons X, et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Développée dans les années 1970, la première image obtenue par IRM est réalisée en 1973 par le chimiste américain Paul Lauterbur. Cette technique non ionisante repose sur la manipulation des champs magnétiques et des ondes radio pour produire des images détaillées des tissus mous [6].

IV. Les principales techniques d'acquisition d'imagerie médicale :

Les appareils d'imagerie sont très variés, tout comme les techniques elles-mêmes, et ces différentes méthodes peuvent souvent se compléter pour offrir un diagnostic plus précis.

IV.1 Radiographie conventionnelle standard :

La radiographie est une technique médicale qui utilise des rayons X pour produire des images de l'intérieur du corps humain, il peut être conventionnelle standard (analogique) ou numérique. Ces images peuvent être obtenues sur un film ou via un écran d'ordinateur. Elle est principalement utilisée pour examiner les os, détecter des fractures, ainsi que pour identifier des infections pulmonaires ou des anomalies dans les organes internes. Grâce à sa capacité à traverser les tissus et à se fixer différemment selon les densités des structures corporelles, la radiographie offre une vision claire et détaillée de l'état des os et des poumons [7].

IV.1.1 L'appareil radiographie standard :

Un dispositif de radiographie comprend généralement une source émettrice de rayons X ainsi qu'un système de détection permettant de capter les radiations après leur passage à travers le corps. Afin de garantir la sécurité du personnel et des patients, ces appareils sont installés dans des salles spécialement aménagées comme elle nos montre la figure I.2, dotées de murs épaissis et blindés. Ces structures, souvent réalisées avec des matériaux tels que le plomb ou le béton dense, ont pour fonction de bloquer ou d'atténuer la propagation des rayonnements ionisants à l'extérieur de la salle, conformément aux normes de radioprotection en vigueur [7].



Figure I.2 : appareil de radio conventionnelle
Standard

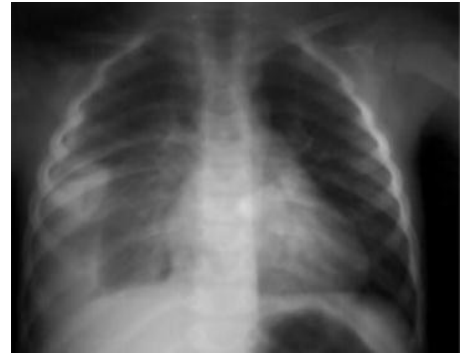


Figure I.3 : image obtenue par radio
conventionnelle standard [8]

IV.1.2 Rayon x :

Les rayons X sont un type de lumière invisible (OEM). Ils ont une longueur d'onde très courte (0,01 et 10 nanomètres), et une fréquence très élevée (entre 3×10^{16} Hz et 3×10^{19} Hz), ce qui leur permet de traverser le corps. En médecine, on les utilise pour faire des images de l'intérieur du corps humain et la visualisation des organes, comme les mammographies, les images cérébrales, abdominales...etc. Comme ils sont puissants, ils peuvent modifier les cellules, c'est pourquoi on les appelle des rayons ionisants.

IV.1.2.1 Production de rayon x :

Le tube à rayons X fonctionne en créant un champ électrique entre le filament (cathode) et l'anode, avec une différence de potentiel élevée (entre 10 et 150 kV). Les électrons émis par le filament sont accélérés et dirigés vers l'anode. Lorsqu'ils frappent la cible métallique de l'anode, cela génère des rayons X. Ce processus se déroule dans un tube comme en voit dans la figure I.4, dont une petite zone est laissée sans plomb (la fenêtre), permettant ainsi aux rayons X de sortir et de former l'image [9].

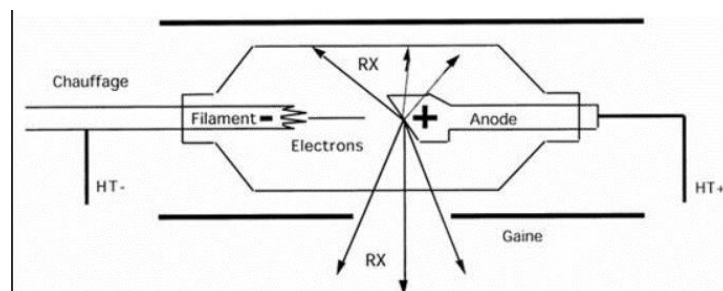


Figure I.4 : schéma de principe d'un tube à rayon x [10]

La Cathode :

Le pôle négatif du tube à rayons X, appelé cathode, comprend le filament, qui est la source des électrons, ainsi que deux autres éléments : les fils de connexion pour chauffer le filament (avec un courant de faible tension, autour de 10 V, mais de forte intensité entre 3 et 5 A) et la pièce de concentration. Le filament, souvent en tungstène ou un autre matériau résistant à la chaleur, est chauffé pour libérer des électrons. La quantité de photons X générés dépend du nombre d'électrons qui traversent le tube, du filament à l'anode [11].

L'Anode :

L'anode est la pièce métallique située en face de la cathode dans le tube à rayons X. Elle est chargée positivement et reçoit les électrons envoyés par la cathode lorsqu'on utilise le tube.

L'anode est fabriquée à partir d'un métal dense qui aide à ralentir les électrons pour produire des rayons X. Elle doit aussi être capable de supporter des températures très élevées sans fondre, car elle subit une chaleur intense lorsqu'elle est bombardée par les électrons. C'est pourquoi elle est généralement en tungstène, mais parfois, pour des examens comme la mammographie, elle peut être en molybdène, car ce métal produit un type de rayonnement mieux adapté à ce genre d'examen [11].

Il existe deux types d'anodes :

- ❖ **Les anodes fixes :** Sont surtout utilisées pour les appareils à faible puissance, comme celle montrée dans la figure I.5. C'est ce type d'anode qu'on rencontre souvent dans la radiographie dentaire.

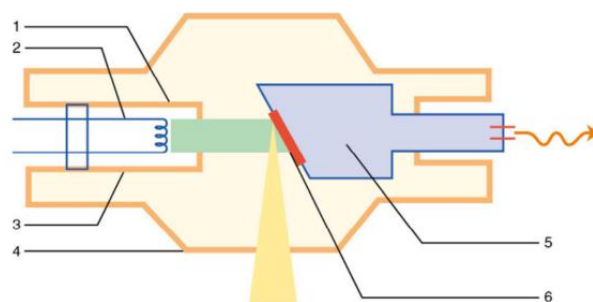


Figure I.5 : Tube à rayons X avec anode fixe [12]

- 1 : pièce de concentration
- 2 : Filament.
- 3 : Cathode.

- 4 : Tube avec protection.
 - 5 : Anode.
 - 6 : Cible anodique.
- ❖ **Les anodes tournantes** : Sont utilisées dans des appareils plus puissants, car leur rotation aide à dissiper la chaleur produite par l'impact des électrons, ce qui permet de les utiliser plus longtemps sans qu'elles ne s'usent trop vite.

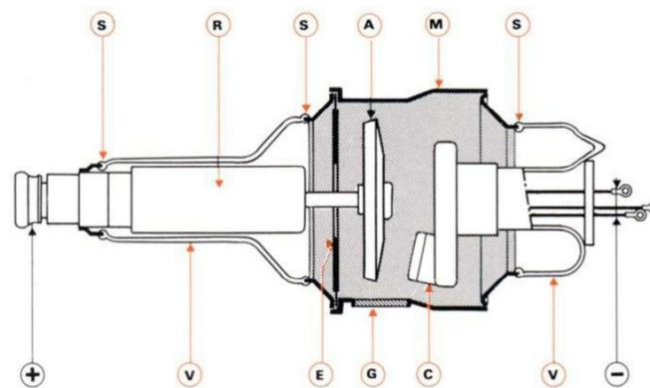


Figure I.6 : Tube à rayons X avec anode tournante [13]

- M : partie métallique de l'ampoule
- E : écran métallique facilitant l'évacuation de la chaleur
- V : parties en verre de l'ampoule
- S : soudures verre-métal
- G : fenêtre de titane
- C : cathode
- A : anode tournante
- R : rotor de l'anode.

IV.1.3 Utilisation de la radiologie conventionnelle :

La radiographie conventionnelle est l'outil d'imagerie le plus accessible et le plus rapidement disponible. Elle est souvent utilisée en première intention pour explorer certaines régions du corps comme les membres inférieurs ou supérieurs (jambes et bras), le thorax, le rachis et parfois l'abdomen. Ces zones contiennent des structures dont la densité varie suffisamment par rapport aux tissus voisins, ce qui facilite leur visualisation sur les clichés.

Voici quelques exemples typiques d'utilisation de la radiographie :

- **Fractures** : les os, apparaissant en blanc, se détachent nettement des tissus mous plus sombres, ce qui permet de repérer facilement une cassure.
- **Pneumonie** : l'inflammation remplit les alvéoles pulmonaires d'un liquide (exsudat), visible grâce au contraste avec l'air normalement présent dans les poumons.
- **Occlusion intestinale** : les segments d'intestin gonflés d'air apparaissent distinctement au milieu des tissus environnants, ce qui permet de détecter un blocage.

IV.1.4 Formation d'image radio conventionnelle :

Les rayons X émis traversent le corps humain et ses différents tissus. En passant, une partie des rayons est absorbée par certains tissus, comme les os, tandis que d'autres tissus (mous), comme les muscles, laissent passer une plus grande partie des rayons. Ce phénomène s'appelle l'atténuation : c'est la diminution de l'intensité des rayons lorsqu'ils traversent le corps. Cette atténuation dépend du type de tissu traversé et peut être décrite par la relation suivante [7] :

$$I(x) = I_0 e^{-\mu x}$$

$I(x)$: l'intensité du faisceau après avoir traversé une épaisseur x de matière.

I_0 : l'intensité du faisceau incident.

μ : la densité de la matière.

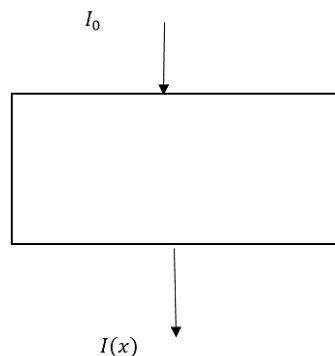


Figure I.7 : principe d'atténuation de l'intensité des RX

Pour obtenir une image de qualité, l'opérateur peut ajuster deux paramètres principaux qui influencent directement le contraste de l'image :

❖ Le kilo voltage (kV) ou tension :

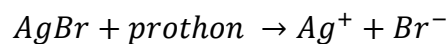
Un kV plus faible utilise des rayons X de basse énergie, qui génèrent des contrastes plus marqués entre les différentes structures de l'image. Cependant, ces rayons sont plus facilement atténués, ce qui peut entraîner une perte d'information globale dans l'image [7].

❖ **Le produit « $mA \cdot s$ » intensité du courant x temps d'exposition :**

Ce paramètre détermine la quantité de photons X produits. Il influence directement l'exposition du détecteur. Si cette quantité est trop élevée, l'image peut être surexposée, c'est-à-dire trop sombre en raison d'un excès de photons. En revanche, une quantité trop faible peut entraîner une sous-exposition, où l'image apparaît trop claire, manquant de détails importants [7].

IV.1.5 La détection de l'image radiante :

Le système de détection en radiographie a pour fonction de convertir l'image invisible produite par les rayons X en une image visible. Pour cela, plusieurs techniques existent, allant des méthodes traditionnelles aux plus récentes. La technique classique utilise un film radiographique, constitué d'un support en polyester recouvert d'une émulsion contenant des cristaux de bromure d'argent (AgBr), sensibles à la lumière. Ce film est placé dans une cassette qui le protège de la lumière du jour tout en permettant le passage des rayons X. Pour améliorer la sensibilité du film, on ajoute des écrans renforçateurs de part et d'autre de celui-ci. Ces écrans contiennent des cristaux fluorescents qui, lorsqu'ils sont traversés par les rayons X, absorbent leur énergie et émettent de la lumière. Cette lumière est ensuite captée par le film, provoquant une réaction chimique dans les cristaux de bromure d'argent. Cette réaction crée une image latente, invisible à l'œil nu, qui sera rendue visible après le développement du film en chambre noire [14] selon une réaction chimique vérifiant la relation suivante :



Pour passer du film radiologique au cliché (image visible), il faut d'abord traiter le film. Le processus passe par plusieurs étapes comme c'est illustré dans la chaîne de la figure I.8:



Figure I.8 : chaîne de détection d'image radiante

Le traitement de l'image est réalisé à l'aide d'une machine automatique comme le montre la figure I.9.

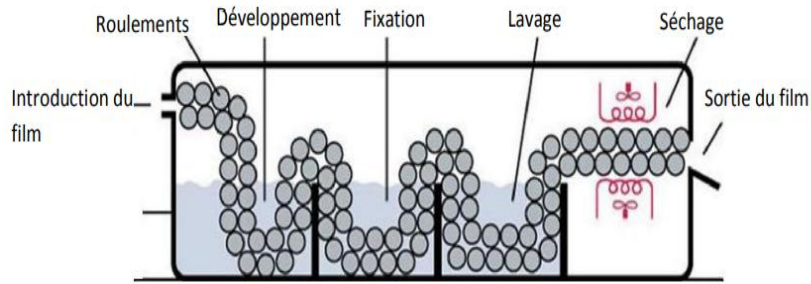


Figure I.9 : machine traitement des films [14]

Avantage de la radiographie standard :

- ✓ L'une des sources d'information les plus reconnues pour sa fiabilité.
- ✓ Les apports diagnostiques de la radiographie justifient largement l'exposition à une faible quantité de rayonnement.

Inconvénients de radiographie standard :

- ❖ Ils peuvent endommager les cellules et altérer l'ADN.
- ❖ Les radiations sont dangereuses pour les femmes enceintes.

IV.2 Scanner (Tomodensitométrie) :

Le scanner (Tomodensitométrie) est un examen médical qui utilise des rayons X pour créer des images détaillées de l'intérieur du corps. Il fonctionne grâce à un anneau d'un tube à rayons X et de capteurs numériques qui effectuent des rotations autour de la zone à examiner. Les rayons X traversent les tissus et sont absorbés de manière différente selon leur densité, ce qui permet de créer des images en "tranches fines" du corps (coupes). Ces images peuvent être ensuite traitées en 2D ou 3D par un ordinateur, un aperçu d'une coupe générée par un scanner est donné en figure I.11 [15].



Figure I.10 : Le scanner [16]

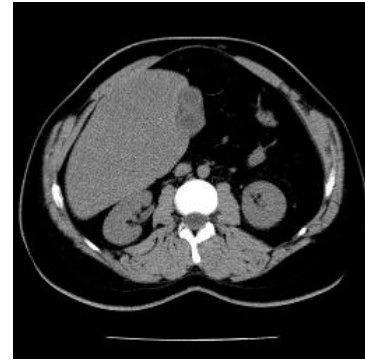


Figure I.11 : image générée par un scanner

Le scanner est utilisé pour explorer des parties du corps difficile à analyser avec des radiographies ou échographies, comme les os, le cerveau, les organes internes (foie, reins, poumons, etc.), ou encore la sphère ORL (oreilles, sinus, etc.). Il permet de détecter diverses anomalies comme les hémorragies, tumeurs, kystes, infections, ou ganglions enflés. Il est aussi utilisé pour suivre certains traitements, en particulier en cancérologie, et pour guider des ponctions dans des organes profonds [15].

La première TDM a été réalisée en 1972 par Godfrey Hounsfield, basé sur les travaux mathématiques d'Allan Cormack. Depuis, la TDM a connu un développement rapide, avec une amélioration notable de la qualité des images et une réduction du temps d'acquisition, tout en cherchant à minimiser la dose de rayonnement [17].

Bien que les examens TDM représentaient environ 10 % des actes diagnostiques, ils constituaient plus de 70 % de la dose globale effective délivrée à la population examinée dans de nombreux pays. Cela souligne l'importance de maîtriser la dose de rayonnement pour la radioprotection du patient, un principe clé dans la pratique de la radiologie. Cependant, il est crucial de ne pas négliger l'examen clinique, qui reste essentiel pour guider la demande d'examens [17].

IV.2.1 Les types de scanners axiaux :

IV.2.1.1. Scanner cérébral :

Le scanner cérébral, ou TDM cérébrale, est un examen très utile pour diagnostiquer différents problèmes du cerveau. En cas d'urgence, il est essentiel pour évaluer rapidement les traumatismes crâniens, comme les fractures ou les saignements. Il est aussi utilisé pour examiner les causes possibles de maux de tête persistants, en permettant de repérer des

anomalies vasculaires. En neurologie, il aide à diagnostiquer et suivre des troubles comme les AVC, qu'ils soient ischémiques ou hémorragiques. De plus, il est précieux pour détecter les signes de maladies dégénératives ou inflammatoires du système nerveux central, jouant un rôle crucial dans le diagnostic et le traitement en neurologie et en médecine d'urgence [15].

IV.2.1.2 Scanner thoracique :

Le scanner thoracique, ou TDM thoracique, est un examen médical qui utilise des rayons X pour créer des images détaillées du thorax. Il permet de visualiser précisément les poumons, le cœur, les vaisseaux sanguins et les ganglions lymphatiques. Pendant l'examen, des rayons X traversent le corps et un ordinateur traite les informations recueillies pour produire des images en coupe du thorax [15].

- Indications fréquentes du scanner thoracique :

Le scanner thoracique est souvent prescrit dans différentes situations médicales. Il est particulièrement utile pour :

Évaluer des symptômes pulmonaires comme une toux persistante, l'essoufflement ou une douleur thoracique inexplicée. Détecter des nodules pulmonaires, surtout chez les personnes à risque de cancer du poumon, comme les fumeurs ou ceux exposés à des toxines. Diagnostiquer et suivre des maladies pulmonaires, telles que la bronchopneumopathie chronique obstructive (BPCO), l'embolie pulmonaire ou la fibrose pulmonaire [15].

IV.2.2 Formation de l'image :

Le mouvement de la table d'examen, combiné ou non à la rotation du tube à rayons X, permet d'utiliser différents modes d'acquisition selon les besoins cliniques.

Les modes d'acquisition :

❖ Mode séquentiel :

L'acquisition séquentielle, est une méthode d'imagerie utilisée principalement dans les systèmes de tomodensitométrie (TDM) traditionnels, et elle demeure encore pertinente pour certaines indications cliniques spécifiques, telles que les explorations cérébrales. Cette approche consiste en l'acquisition successive de coupes transversales indépendantes, chacune étant réalisée à un niveau précis du corps, avec un déplacement discontinu de la table entre chaque acquisition. Dans ce processus, le patient est positionné sur une table mobile qui reste statique pendant chaque prise d'image. Le tube à rayons X effectue une rotation complète

(360°) autour du patient, émettant un faisceau de rayonnement en forme d'éventail comme elle nous montre la figure I.12.

À l'issue de chaque acquisition, la table de positionnement avance, d'une manière séquentielle, d'un certain intervalle, typiquement de 5 à 10 mm, pour ajuster la position du patient avant la capture de la coupe suivante. Ce cycle se répète de manière séquentielle jusqu'à ce que la totalité de la région d'intérêt soit scannée [18].

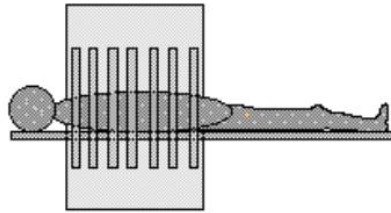


Figure I.12 : Principe du mode séquentiel du TDM [18]

❖ Mode hélicoïdale :

L'acquisition hélicoïdale, aussi appelée acquisition spiralée, est une technique utilisée dans les scanners modernes à multiples détecteurs. Contrairement à la méthode classique où l'on prend les images une par une en arrêtant la table à chaque fois, cette technique permet de scanner en continu. Pendant que le tube à rayons X tourne autour du patient, la table avance progressivement comme on le voit dans la figure I.13, ce qui crée une trajectoire (relative) en spirale autour du corps. Ce procédé permet de couvrir rapidement une grande zone anatomique, avec des images plus précises et moins d'erreurs dues aux mouvements du patient [18].

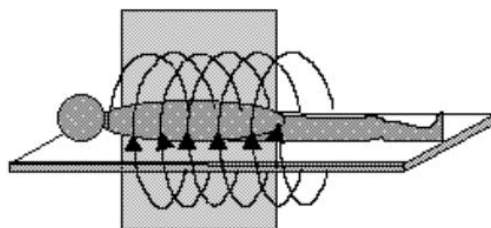


Figure I.13: Mode hélicoïdal du TDM [18]

Voici un tableau qui montre la différence entre le mode séquentiel et le mode hélicoïdale :

Tableau I.1 : Différence entre le mode séquentiel et le mode hélicoïdale

Caractéristique	Acquisition séquentielle	Acquisition hélicoïdale
Mouvement de la table	Pas à pas (arrêts successifs)	Continu pendant la rotation
Trajectoire du faisceau	Circulaire	Spirale (hélice)
Temps d'examen	Plus long	Plus rapide
Reconstruction	Coupe par coupe	Volume complet → reconstruction dans tous les plans

Avantages du scanner :

- ✓ Il limite les artefacts liés aux mouvements du patient, comme ceux causés par la respiration ou les battements du cœur, surtout chez les patients confus ou en difficulté respiratoire.
- ✓ Il réduit la quantité de produit de contraste iodé nécessaire, par exemple pour visualiser toute l'aorte.
- ✓ Permet aussi de réaliser des études multiphasiques, c'est-à-dire de répéter les acquisitions à différents moments après l'injection du produit de contraste, pour mieux analyser certaines pathologies.

Inconvénients du scanner :

- ❖ Rayonnements ionisants : Risque accru en cas d'expositions répétées.
- ❖ Produit de contraste : Possibles réactions allergiques, parfois sévères.
- ❖ Résolution limitée : Moins efficace pour petites lésions ou stades précoces.
- ❖ Effet de volume partiel : Difficulté à différencier des structures proches.
- ❖ Interprétation complexe : Nécessite une corrélation clinique et spécialisée.
- ❖ Augmentation de la dose de rayons X délivrée au patient, ce qui nécessite une balance bénéfique/risque bien évaluée.

IV.3. Imagerie par résonance magnétique (IRM) :

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique médicale avancée qui permet d'obtenir des images très précises des tissus mous du corps, en particulier du cerveau, de la moelle épinière, des muscles, des articulations, ainsi que de certains organes comme le cœur ou le foie.

Elle repose sur l'utilisation d'un champ magnétique puissant et homogène, associé à des ondes radio (0,5-1,5 Tesla et 1,5-3T généralement). Le corps est placé dans ce champ magnétique, puis exposé à des impulsions radio, les réactions des protons présents dans les tissus sont ensuite analysées pour créer des images en 2D ou 3D. L'examen est totalement indolore et se déroule en plusieurs séquences, chacune durant de 1 à 5 minutes. Les images obtenues sont le résultat de calculs complexes basés sur les travaux du mathématicien Joseph Fourier (un aperçu est donné dans la figure I.17). Ce procédé nécessite des ordinateurs très puissants pour reconstruire les données sous forme d'images détaillées [19].



Figure I.14 : L'Appareil IRM [19]

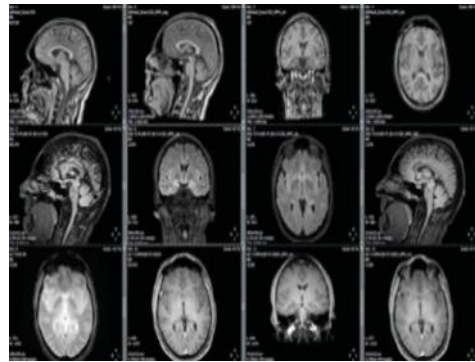


Figure I.15 : image obtenue par l'IRM [19]

Avantages :

- ✓ L'IRM permet d'obtenir des images plus précises de l'intérieur du corps humain.
- ✓ Meilleure visualisation des tissus mous et des organes.
- ✓ Elle permet de détecter des anomalies même les plus petites comme les tumeurs.
- ✓ Elle ne nécessite pas généralement l'injection de produit de contraste.
- ✓ Elle n'utilise aucun rayonnement nocif.

Inconvénients et limites :

- ❖ Elle n'est souvent pas disponible dans les hôpitaux, car ça coûte cher.
- ❖ L'examen peut durer près d'une heure, durant laquelle il est essentiel de rester immobile.

- ❖ Dans l'IRM est déconseillée aux personnes souffrant de claustrophobie ou portant des choses métalliques dans le corps.

IV.4 Echographie :

L'échographie est un outil très précieux en médecine. Elle utilise des ultrasons, c'est-à-dire des ondes sonores, pour visualiser en temps réel l'intérieur du corps. Cette technique permet d'examiner les organes et les tissus sans avoir besoin d'intervenir directement dans le corps, ce qui la rend non invasive. Elle est couramment utilisée pour surveiller le développement du fœtus pendant la grossesse, mais aussi pour explorer des organes comme le foie, les reins, la thyroïde ou la vésicule biliaire [20].

Les ultrasons sont des ondes sonores dont la fréquence dépasse 20 kHz, c'est-à-dire au-delà de ce que l'oreille humaine peut entendre, et peuvent aller jusqu'à 200 MHz pour certaines utilisations spécifiques. En médecine, notamment en échographie et en Doppler, on utilise généralement des fréquences comprises entre 1 et 15 MHz. Le choix de la fréquence dépend d'un équilibre : plus la fréquence est basse, plus les ultrasons pénètrent profondément dans les tissus, plus elle est élevée, meilleure est la qualité de l'image obtenue (voir la figure I.19). Ces ondes se propagent bien dans les tissus solides et élastiques du corps, mais pas dans les zones remplies d'air, comme les poumons [20].

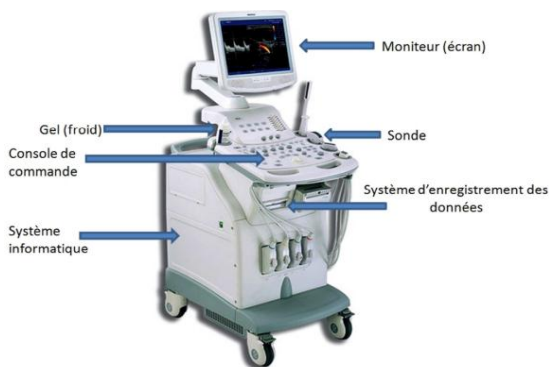


Figure I.16: L'échographe [20]



Figure I.17: image échographique [20]

IV.4.1 Formation de l'image échographique :

L'image échographique est créée grâce à une sonde contenant un transducteur, qui transforme des impulsions électriques en vibrations sonores (effet piézoélectrique). Ces ondes se propagent dans les tissus à une vitesse qui dépend de leurs caractéristiques. Quand elles rencontrent des tissus différents, une partie des ondes est réfléchi. Cette réflexion dépend de la différence

d'impédance acoustique, c'est-à-dire de la résistance du tissu au passage du son. Les échos renvoyés sont captés par la sonde, convertis en signaux électriques, puis traités pour former une image en niveaux de gris, représentant les variations entre les tissus traversés [21].

Les avantages d'une échographie :

- ✓ Elle est rapide, peu coûteuse.
- ✓ Offre des résultats en temps réel.
- ✓ Elle n'utilise pas de rayons, ce qui en fait une technique sans danger pour le patient.

Limites :

- ✓ Elle ne peut pas visualiser les structures osseuses ou les structures contenant de l'air, et sa profondeur d'exploration est limitée.
- ✓ L'échographie risque de ne pas détecter toutes les anomalies morphologiques et ne permet pas de diagnostiquer les anomalies chromosomiques ou génétiques.
- ✓ Plus la sonde utilise une fréquence élevée plus la zone à examiner est proche de la surface.

IV.5 Imagerie en médecine nucléaire :

La médecine nucléaire, aussi appelée médecine isotopique, est une branche de la médecine née de la découverte de la radioactivité en 1896 par Henri Becquerel. Ses recherches ont ensuite été approfondies par Pierre et Marie Curie. Ces trois scientifiques ont d'ailleurs reçu le prix Nobel de physique en 1903 pour leurs travaux.

Le principe de la médecine nucléaire repose sur l'utilisation de substances légèrement radioactives appelées isotopes. Ces isotopes sont fixés sur des molécules qui ciblent des organes précis dans le corps. Une fois injectés (par exemple par voie intraveineuse ou respiratoire), ces produits se dirigent vers l'organe ou le tissu que l'on souhaite examiner.

Grâce à un appareil spécial capable de détecter la radioactivité, on peut alors observer comment ces substances se répartissent dans l'organisme. Cette technique, appelée scintigraphie, fonctionne un peu comme une carte qui montre l'activité des organes à l'intérieur du corps.

La scintigraphie est très utile pour repérer tôt des problèmes de fonctionnement dans des organes comme les poumons, les os ou la glande thyroïde. L'exposition à la radioactivité est très faible, semblable à celle d'une radiographie classique, donc elle est généralement sans danger pour le patient [22].

IV.6 La scintigraphie :

La scintigraphie est un examen d'imagerie médicale réalisé à l'hôpital pour observer un organe et voir comment fonctionne-t-il : Comme le cœur, les os ou la thyroïde. On injecte dans une veine une petite quantité d'un produit faiblement radioactif, appelé traceur, qui n'est pas dangereux pour la santé. Ce traceur se fixe sur l'organe à étudier et émet de légers rayons. Une caméra spéciale, appelée gamma-caméra, capte ces signaux et les transforme en images. On obtient ainsi une vue précise de l'activité de l'organe sous forme de points lumineux sur un écran [23].



Figure I.18 : Appareil de scintigraphie [23]

IV.6.1 Déroulement de la scintigraphie :

L'examen de scintigraphie permet de voir comment fonctionnent les organes, les tissus ou les cellules. Pour cela, on injecte ou fait inhaler un produit faiblement radioactif, sans danger, qui se fixe sur l'organe à observer et émet des rayons pendant un court moment. Après l'injection, il faut attendre que le produit se diffuse dans le corps, ce qui peut prendre de quelques minutes à plusieurs heures selon l'organe. Pendant cette attente, on reste dans une salle protégée et il est recommandé de boire beaucoup d'eau. Juste avant l'examen, il est possible d'aller aux toilettes. Ensuite, allongé sur une table, on doit rester immobile pendant que la gamma-caméra passe près du corps pour capter les signaux et produire des images, analysées ensuite par un ordinateur [24].

Avantage :

- ✓ La scintigraphie osseuse permet de détecter un cancer des os ou de voir si un autre cancer s'est étendu aux os.
- ✓ Elle aide aussi à comprendre l'origine d'une douleur et à en localiser la cause.

Inconvénients :

- ❖ Recevoir trop de rayons peut augmenter les risques d'avoir un cancer.

V. Radioprotection en imagerie médicale :

La radioprotection en imagerie médicale consiste à limiter l'exposition aux rayonnements ionisants tout en obtenant des images de qualité pour avoir un bon diagnostic.

Voici les principaux aspects de la radioprotection dans le domaine d'imagerie médicale :

- Principe ALARA : Il s'agit de ne jamais utiliser plus de rayons que nécessaire. On cherche à obtenir une image suffisante pour poser un diagnostic, mais avec la dose la plus faible possible.
- Justification des examens : On ne fait un examen avec rayons X ou scanner que si c'est vraiment utile pour la santé du patient. Si ce n'est pas nécessaire, on l'évite.
- Optimisation des réglages : On ajuste l'appareil (dose, durée, intensité...) selon le patient (âge, taille, zone du corps) pour éviter toute dose inutile.
- Autres techniques sans rayons : Si on peut utiliser l'échographie ou l'IRM (qui n'envoient pas de rayons ionisants), on les choisit en priorité.
- Formation des professionnels : Le personnel doit bien connaître les risques des rayons et savoir comment les limiter pour protéger les patients et eux-mêmes.
- Vérification des machines : Les appareils doivent être bien entretenus et contrôlés régulièrement pour garantir leur sécurité et bon fonctionnement.
- Suivi des doses pour le personnel : Ceux qui travaillent souvent avec les rayonnements portent des dosimètres (petits appareils qui mesurent l'exposition) et bénéficient d'un suivi médical.

VI. Conclusion :

Nous avons vu dans ce chapitre que l'imagerie médicale joue un rôle essentiel dans la médecine moderne. Elle permet aux médecins de voir l'intérieure du corps humain sans aucune action invasive, ce qui facilite le diagnostic et le suivi des maladies. Les outils d'imagerie médicale deviennent indispensables en médecine. Ce chapitre permet aussi de comprendre le principe des techniques d'acquisition d'imagerie médicale. Ces connaissances sont donc essentielles et nous permettent d'aborder le chapitre suivant qui portera sur le traitement de ces images médicales, particulièrement les images RX explorant le thorax humain dans l'objectif de bien analyser et interpréter plus finement les données et pouvoir identifier des maladies éventuelles.

I. Introduction :

Le traitement d'image médicale est une branche spécialisée du traitement d'image numérique, qui vise à améliorer, analyser et interpréter les images issues de dispositifs d'imagerie médicale tels que la radiographie, l'IRM, le scanner, ou encore l'échographie. Dans ce chapitre, nous présenterons les fondements du traitement d'image appliqué au domaine médical. Nous aborderons les types d'images médicales, leurs spécificités, les techniques de prétraitement, la segmentation des zones d'intérêt, l'extraction de caractéristiques, ainsi que quelques applications concrètes telle que la détection des cas pathologiques dans des images thoraciques.

II. Traitement d'image :

Le traitement d'images consiste à appliquer des opérations sur des images numériques pour atteindre un objectif spécifique. Cela inclut des actions comme la correction des erreurs dues à l'acquisition ou à la transmission des images, ou encore l'amélioration de celles-ci pour compenser les limites du système visuel humain. En résumé, le traitement d'images peut être défini comme un processus qui prend une image en entrée et génère une version modifiée en sortie, comme la figure II [26].

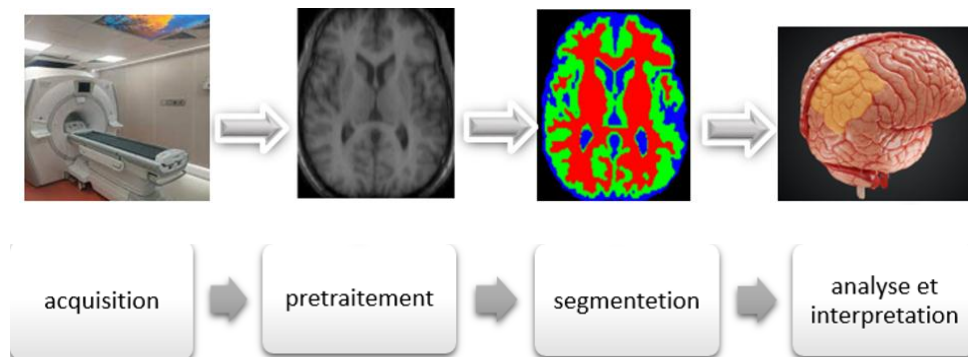


Figure II.1 : chaîne de traitement d'image

III. Les types des images :

III.1. Définition d'image numérique :

Une image peut être considérée comme un signal à deux dimensions (2D) ou à trois dimensions (3D). Pour effectuer des traitements informatiques sur une image, il est impératif qu'elle soit numérique ou numérisée. La numérisation d'une image implique la conversion des valeurs continues de son signal analogique en valeurs discrètes qui correspondent à une structure de données informatiques. Par conséquent, une image

numérique est caractérisée par le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur (Forme matricielle). La valeur de chaque pixel est représentée par un scalaire pour les images en niveaux de gris (0-255 niveau), et par un vecteur à trois composantes (rouge, vert et bleu) pour les images en couleur. Ces valeurs appartiennent à l'ensemble des entiers naturels \mathbb{N} [27].

III.2. Les types des images numériques :

Il existe plusieurs types d'images numérique telles que

III.2.1. Image vectorielle :

Une image vectorielle, aussi appelée image en mode trait, est une image numérique construite à partir de formes géométriques simples comme des cercles, des droites, des rectangles ou des courbes. Ces formes, appelées primitives géométriques, sont définies par des formules mathématiques précises (par exemple, un cercle est défini par son centre et son rayon).

Grâce à ce mode de représentation, une image vectorielle peut être agrandie, inclinée ou transformée (étirement, écrasement, etc.) sans aucune perte de qualité, contrairement aux images matricielles qui peuvent devenir floues lorsqu'elles subissent ces genres de transformations [28].

- Image niveau de gris :

Les images en niveaux de gris se caractérisent par l'absence de couleurs, ne présentant que des variations de gris. Chaque pixel est défini par une valeur numérique comprise entre 0 (noir) et 255 (blanc), incluant ainsi une série de niveaux de gris intermédiaires. Pour la conservation de ces valeurs numériques, chaque pixel est encodé sur un octet, soit 8 bits, permettant ainsi une représentation précise de sa valeur de gris.

- Image couleur :

Une mesure d'intensité lumineuse associée à chaque couleur.

Une image en couleur est une représentation numérique de couleurs, généralement basée sur des pixels, où chaque pixel est composé de trois composantes : rouge, vert et bleu (RVB), qui sont mélangées pour créer la couleur finale. Chaque pixel est caractérisé par trois valeurs numériques, une pour la composante rouge, une pour la composante verte et une pour la

composante bleue. En combinant ces trois composantes, on obtient toutes les couleurs possibles. Ce codage permet donc de créer un large spectre de couleurs.

Image binaire :

Une image binaire est une image composée uniquement de deux couleurs, généralement le noir et le blanc. Chaque pixel ne peut prendre que deux valeurs : 0 pour le noir et 1 pour le blanc. Ainsi, les pixels n'ont que deux intensités possibles, ce qui rend ce type d'image particulièrement simple et léger à traiter et ayant des utilisations particulières.

III.2.2. Image matricielle :

Une image matricielle, également appelée image bitmap (qui signifie : ne carte de points), est une représentation numérique composée d'une matrice de pixels (points élémentaires de l'image) organisée en lignes et en colonnes. Chaque pixel correspond à un point de l'image et contient des informations de couleur, généralement selon un modèle RVB (rouge, vert, bleu) pour les images couleurs. Cette grille de points peut être affichée sur un écran d'ordinateur ou tout autre dispositif d'affichage comme on peut le voir sur la figure II.2. L'image peut être considérée comme une matrice multidimensionnelle, où chaque dimension peut représenter une caractéristique spatiale (telle que la hauteur, la largeur ou la profondeur), temporelle (comme la durée), ou d'autres aspects spécifiques (comme différents niveaux de résolution) [29].

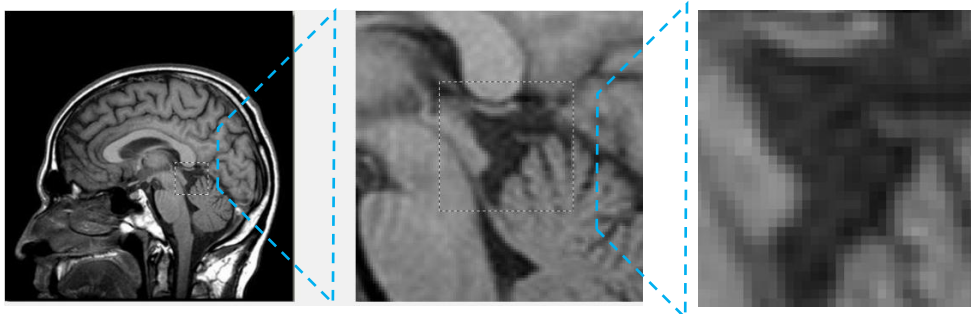


Figure II.2 : image matricielle [30]

IV. Caractéristique d'une image numérique :

IV.1. Le pixel :

Le pixel est l'unité de base d'une image numérique, représentant le plus petit point qui la compose. Le mot "pixel" vient de l'abréviation anglaise : pix (une variante de pics = pictures) et el = element, qui signifie « élément d'image ». Les pixels sont disposés sur

une grille régulière, et chacun d'eux correspond à une couleur ou une nuance de gris, ce qui forme l'apparence globale de l'image. Un pixel peut être codé de différentes manières : par un seul bit (noir ou blanc) ou, plus couramment, par 24 bits, ce qui permet de représenter plus de 16 millions de couleurs. Chaque couleur est alors divisée en rouge, vert et bleu, chacun codé sur 8 bits. Ce type de représentation permet de stocker des informations plus complexes comme la couleur, la transparence ou la texture [31].

IV.2. La dimension d'une image :

La dimension d'une image se réfère à la quantité de pixels qui la constitue, généralement exprimée sous la forme [largeur] × [hauteur] pour une image 2D. Elle est quantifiée en pixels (px) et indique le total des pixels présents dans cette image [32].

IV.3. Résolution d'une image :

La résolution d'une image correspond à la concentration de points (ou pixels) sur une unité de longueur, généralement exprimée en points par pouce (PPP en français ou DPI en anglais, pour Dots Per Inch). Un pouce égal à 2,54 cm. Plus la résolution est élevée, plus les pixels sont nombreux sur une petite surface, ce qui permet d'obtenir une image plus nette, précise et détaillée. Cette mesure est essentielle pour évaluer la qualité visuelle d'une image, notamment lors de l'impression ou de l'affichage sur écran [26].

V. Image médicale :

L'image médicale se présente comme une traduction visuelle d'informations internes au corps humain, qu'elles soient d'ordre anatomique ou fonctionnel, et ce, à différentes échelles de l'organe jusqu'à la cellule. Elle ne se limite pas à une simple photographie de l'intérieur du corps, mais incarne un support riche en données, potentiellement exploitées pour affiner le regard médical.

Issue d'un acte d'imagerie motivé par une question clinique spécifique. Cette image est produite à l'aide de technologies soigneusement choisies pour leur adéquation au contexte diagnostique, thérapeutique ou de suivi. Ces techniques, qu'elles relèvent de l'IRM, du scanner, de l'échographie ou d'autres domaines spécialisés, s'inscrivent dans une démarche rigoureuse, conforme aux standards scientifiques et médicaux les plus récents.

Par essence, l'imagerie médicale vise à éclairer la prise de décision clinique, tout en respectant un impératif fondamental : obtenir un maximum d'informations utiles en minimisant les

risques, les contraintes et les coûts pour le patient. Elle constitue ainsi une passerelle entre la science des images et le fait de guérir [33].

VI. Les étapes de traitement d'image :

VI.1. Acquisition d'image :

L'acquisition d'une image constitue la première phase du traitement d'image, impliquant la capture d'une image numérique à partir d'une source matérielle telle qu'une caméra, un scanner ou un capteur d'image. Ce processus peut également comprendre des étapes telles que la mise au point, l'exposition, l'ajustement de la balance des blancs et d'autres réglages en fonction de l'appareil utilisé et des conditions environnementales lors de la capture de l'image. En somme, l'acquisition d'image est une étape essentielle du traitement d'image, permettant d'obtenir des données numériques à partir de sources physiques et d'initier le processus de traitement d'image.

VI.1.1. Les types d'acquisition d'image médicale :

➤ **Radiographie :**

Utilise des rayons X pour créer des images en projections du corps. Elle est couramment utilisée pour visualiser les os et les organes, mais peut aussi être utilisée pour d'autres diagnostics.

➤ **Tomodensitométrie (Scanner) :**

Utilise également des rayons X, mais en utilisant une série d'images en coupe pour reconstruire une image tridimensionnelle du corps. Cela permet une visualisation plus détaillée des organes et des tissus.

➤ **Échographie :**

Utilise des ultrasons (ondes sonores) pour créer des images en coupes. L'échographie est particulièrement utile pour visualiser les organes en mouvement, comme le cœur ou les organes internes, et est couramment utilisée pour le suivi des femmes enceintes.

➤ **Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) :**

Utilise un champ magnétique et des ondes radio pour créer des images en coupe. L'IRM est particulièrement bonne pour visualiser les tissus mous et les organes, et pour diagnostiquer les maladies du système nerveux central.

➤ **Scintigraphie :**

Utilise des substances radioactives pour créer des images fonctionnelles du corps. La scintigraphie permet de visualiser les processus physiologiques et les anomalies métaboliques.

Ces techniques d'imagerie médicale sont largement utilisées pour le diagnostic, le suivi de la santé et la recherche biomédicale. L'acquisition des images peut se faire de manière numérique, avec des normes de stockage et de transmission comme DICOM ou le NIFTI.

VI.1.2. Normalisation des formats (DICOM, NIFTI) :

VI.1.2.1. Format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine) :

Le format DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) est aujourd'hui reconnu comme la norme internationale pour stocker, transmettre et partager les images médicales. Il permet aux professionnels de santé et aux chercheurs de travailler ensemble, même lorsqu'ils utilisent des appareils provenant de fabricants différents. Grâce à cette standardisation, les données peuvent circuler facilement entre les hôpitaux, les logiciels d'analyse et les systèmes d'archivage [34].

DICOM joue un rôle central dans l'imagerie médicale moderne. Il est compatible avec la plupart des techniques d'imagerie utilisées en pratique clinique, comme le scanner (CT), l'IRM, l'échographie, la mammographie ou encore la radiothérapie. La majorité des appareils d'imagerie produisent directement des fichiers au format « .dcm » ce qui facilite leur intégration dans les systèmes hospitaliers [34]. La figure II.3 représente un aperçu d'une image DICOM.



Figure II.3 : image DICOM [35]

Avantages du format DICOM :

- ❖ Format reconnu à l'échelle mondiale en imagerie médicale, DICOM fonctionne avec une grande variété d'appareils et de techniques d'acquisition.
- ❖ Chaque fichier contient un en-tête riche en informations, incluant des détails précis sur l'image ainsi que sur le patient.

Inconvénient format DICOM :

- ❖ Les fichiers DICOM sont souvent volumineux, ce qui complique leur transfert ou leur partage en ligne.
- ❖ Ils sont parfois difficiles à utiliser avec certains logiciels d'analyse d'image couramment employés en recherche ou sous la plupart des visionneuses d'images utilisées par le grand public.
- ❖ Ils peuvent aussi inclure des données sensibles liées au patient, ce qui soulève des enjeux de confidentialité.

VI.1.2.2 Format NIfTI (Neuroimaging Informatics Technology Initiative) :

Le format NIfTI est largement adopté dans les recherches en neuroimagerie, notamment pour l'IRM fonctionnelle, l'étude de la connectivité cérébrale ou l'analyse de structures anatomiques du cerveau. Il a été conçu spécialement pour permettre des analyses complexes, souvent impossibles à réaliser avec les formats traditionnels utilisés en milieu clinique [36].

À la différence de DICOM, NIfTI regroupe toutes les données dans un seul fichier 3D (ou 4D), ce qui le rend beaucoup plus pratique à manipuler pour les volumes et les séries temporelles telle que c'est illustré dans la figure II.4. C'est pourquoi les chercheurs convertissent souvent les fichiers DICOM issus des appareils d'imagerie vers le format NIfTI [36].

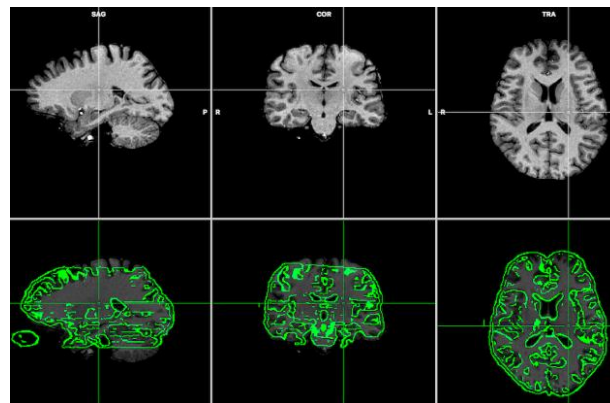


Figure II.4 : image NIfTI [37]

Avantages du format NIfTI :

- ❖ Format léger et facile à utiliser, parfaitement compatible avec les outils d'analyse d'image les plus utilisés en recherche.

- ❖ Spécialement conçu pour la neuroimagerie, il permet de traiter efficacement des volumes 3D et des données temporelles complexes.
- ❖ Se convertit facilement à partir du format DICOM, ce qui le rend très pratique pour les chercheurs.

Inconvénient format NIfTI :

- ❖ Contient moins de métadonnées que DICOM ; certaines informations importantes, comme les paramètres d'acquisition, peuvent être perdues à la conversion.
- ❖ Non utilisé en milieu clinique, il n'est pas adapté aux flux de travail médicaux standards.
- ❖ Moins répandu dans les hôpitaux, ce qui limite son usage en dehors de la recherche.

VI.2. Prétraitement des images médicales :

Pour améliorer une image et la rendre plus facile à comprendre par l'œil humain, il est souvent nécessaire de modifier certains aspects visuels de cette image. Cela permet d'en faciliter l'interprétation, en particulier lorsqu'elle présente des défauts liés à l'acquisition, comme du bruit ou un mauvais éclairage.

C'est pourquoi on utilise ce qu'on appelle des prétraitements d'images. Ce sont des étapes préparatoires qu'on applique avant d'analyser l'image plus en détail. Elles ont pour but de corriger ou d'améliorer l'image brute afin de la rendre plus claire et plus exploitable.

VI.2.1. Les méthodes de prétraitement :

VI.2.1.1. Détection des contours :

Les contours représentent des zones de variation significative des informations en niveaux de gris. Les recherches sur les contours des images couleur ou multispectrales sont limitées. Cette méthodologie suppose que l'image est constituée de régions parfaitement homogènes, ce qui signifie que les contours recherchés représentent une limite entre ces régions. De plus, en raison de la nature stricte de la transition, un contour doit être une chaîne de pixels d'épaisseur bien déterminé comme le montre la figure II.5. Cette limitation de la nature du contour a été initialement imposée à des fins de formalisation mathématique. Cependant, il n'existe actuellement aucun processus complet et général permettant d'extraire tous les types de contours.

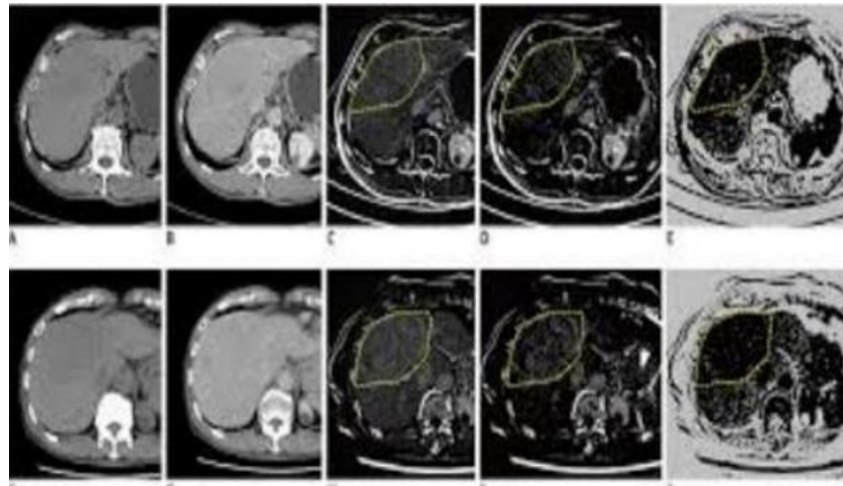


Figure II.5 : Détection des contours [38]

Définition d'un contour :

Un contour dans une image correspond à la frontière entre deux zones ayant des niveaux de gris différents. Il marque une transition brève de l'intensité lumineuse, ce qui permet de délimiter des régions relativement homogènes. Idéalement, un contour peut être représenté par un saut net d'intensité, mais en pratique, la présence de bruit rend cette transition moins précise. On distingue les différents modèles de contour dans la figure II.6 [39].

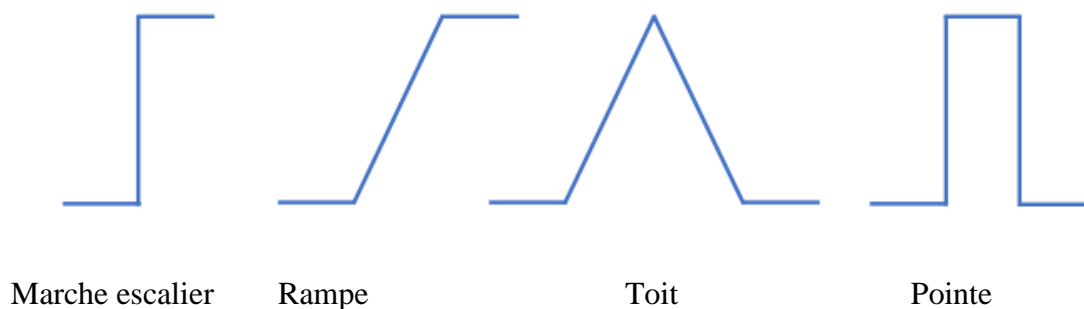


Figure II.6 : modèle de contour

VI.2.1.2. Histogramme :

L'histogramme d'une image représente la répartition des couleurs ou niveaux de gris présents dans l'image. Pour un niveau de gris donné (x), l'histogramme indique la probabilité de sélectionner un pixel ayant la valeur (x) en présentant un pixel au hasard dans l'image. En pratique, l'histogramme d'une image à valeurs entières est élaboré en comptant le nombre de

pixels correspondant à chaque niveau de gris (x). Voici un exemple d'histogramme (Figure II.7.)

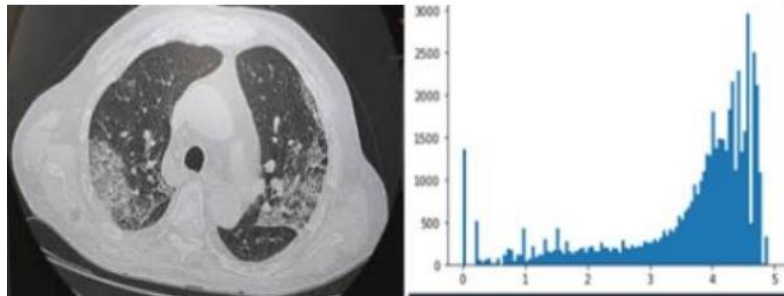


Figure II.7 : image avec son histogramme [40]

VI.2.1.3. Filtrage :

Le filtrage constitue une opération visant à supprimer des éléments indésirables dans l'image, tels que le bruit, afin d'améliorer leur qualité. Parmi les filtres les plus utilisés, on peut citer : les filtres linéaires (gaussien, moyen) et les filtres non linéaires (médian)

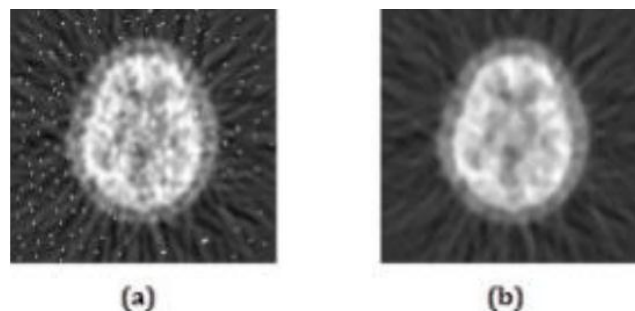


Figure II.8: application d'un filtre médian sur une image médicale [41].

(a) : avant filtrage

(b) : après filtrage)

VI.2.2. Technique de prétraitement des images pour améliorer la qualité d'image :

VI.2.2.1 Réduction du bruit :

Le bruit dans une image correspond à des variations indésirables de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, ce qui crée des imperfections visuelles. Il est souvent causé par des défauts ou des limites des capteurs utilisés pour capturer l'image. Il existe différents types de bruit,

comme le bruit poivre-et-sel, le bruit gaussien ou encore le bruit impulsif, chacun ayant ses propres caractéristiques.

Pour améliorer la qualité de l'image et faciliter son interprétation, on applique une étape de réduction du bruit. Cette opération permet de supprimer ces petites imperfections tout en conservant les détails importants de l'image. Elle fait partie des prétraitements essentiels à effectuer avant toute analyse plus poussée [42].

VI.2.2.2. Amélioration du contraste :

Lorsque la lumière est faible ou que les objets dans l'image ont des couleurs proches, le contraste peut être trop faible, rendant l'image difficile à lire. Pour améliorer cela, on utilise des techniques qui modifient la répartition des couleurs et des niveaux de gris, comme l'étirement et l'égalisation de l'histogramme. Ces méthodes permettent de mieux faire ressortir les différences entre les zones sombres et claires, et ainsi d'augmenter la lisibilité de l'image [43].

VI.2.2.3. Correction de l'éclairage :

Le flou dans une image peut être corrigé à l'aide de filtres passe-haut, qui renforcent les détails en accentuant les zones de transition (comme les contours) tout en atténuant les régions uniformes. Ces filtres agissent en combinant l'image d'origine avec ses dérivées, ce qui permet de mieux faire ressortir les détails. En complément, certaines techniques peuvent aussi aider à uniformiser la luminosité sur l'ensemble de l'image, améliorant ainsi la clarté et la qualité visuelle globale [43].

VI.3. Segmentation d'image :

Dans de nombreuses applications, il est essentiel d'identifier et de séparer les différentes parties d'une image numérique. Ce processus, appelé segmentation, est une étape clé du prétraitement des images. Un exemple courant est la segmentation binaire, qui permet de distinguer l'avant-plan de l'arrière-plan, et qui est largement utilisée dans de nombreux domaines. En imagerie médicale, la segmentation joue un rôle crucial. Elle permet, par exemple, de séparer, sur des images obtenues par IRM ou scanner (TDM), les différentes structures anatomiques d'un organe ou les types de tissus. Dans le domaine de la neuroimagerie, cette technique est utilisée pour diviser le cerveau en plusieurs zones, comme la matière blanche, la matière grise, ou encore pour repérer les zones saines et celles présentant des lésions. La segmentation consiste à diviser une image en zones homogènes, selon des critères spécifiques comme la couleur, la

texture, ou la densité des pixels. Chaque région ainsi définie se distingue clairement des autres par des différences notables selon ces critères. Après cette division, il devient possible d'appliquer des traitements spécifiques sur chaque zone, comme l'extraction de points, de lignes, ou de zones entières de l'image. Le choix de la méthode de segmentation dépend de plusieurs facteurs, tels que la nature de l'image, la qualité de l'acquisition (présence de bruit, résolution), et les caractéristiques à extraire (comme les contours ou la texture des tissus). La segmentation repose sur le concept de similarité, qui s'inspire de la manière dont l'œil humain perçoit les objets [44].

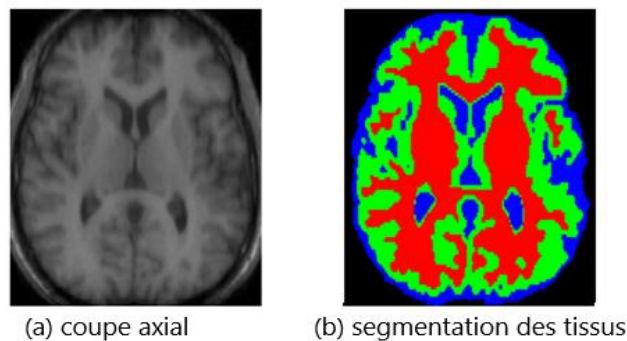


Figure II.9 : exemple de segmentation d'image médicale [45].

VI.3.1. Types de segmentation d'image médicale :

VI.3.1.1. Segmentation par zone :

La segmentation par zone permet de diviser une image en régions homogènes ayant des caractéristiques similaires, comme la couleur ou la texture [44]. Il existe plusieurs techniques pour y parvenir :

- Méthodes de décomposition et fusion :

Ce processus commence par une première partition de l'image, puis fusionne ou divise les régions en fonction de critères comme la couleur ou la texture, jusqu'à ce que certaines conditions (comme la luminosité ou le nombre de régions) soient remplies [44].

- Méthodes de croissance de régions :

Elles commencent avec des régions initiales et les étendent progressivement en ajoutant des pixels voisins ayant des caractéristiques similaires, comme la couleur ou l'intensité. Cette méthode est utilisée pour segmenter des zones homogènes de l'image [44].

- **Méthodes basées sur la modélisation statistique :**

Ces techniques utilisent des modèles mathématiques, comme les champs de Markov cachés, pour minimiser une fonction de vraisemblance, prenant en compte la similarité des pixels et la régularité des régions segmentées. Cela permet de créer une segmentation cohérente tout en respectant les détails de l'image [44].

VI.3.1.2. Segmentation par contour :

La segmentation par contours consiste à identifier les frontières entre différentes régions d'une image, en mettant en évidence les transitions visibles entre ces régions. Cette méthode repose sur l'idée de détecter les changements soudains dans les caractéristiques de l'image, comme la couleur ou l'intensité lumineuse.

Les premières techniques utilisaient des opérateurs de traitement d'images, tels que le filtre de Canny, pour détecter les pixels qui représentent les contours d'une image. Ce type de méthode est très utile pour localiser les limites entre les objets ou les régions dans une image [46].

VI.3.1.3. Segmentation par classification ou seuillage :

La segmentation par seuillage repose sur l'idée d'analyser chaque pixel en fonction de critères calculés à partir de l'ensemble de l'image, tels que la moyenne ou la médiane des niveaux de gris. Ces critères permettent de regrouper les pixels en différentes classes d'intensité comme peut le voir dans la figure II.10. Lorsque la division des pixels en classes repose sur un seuil spécifique, on parle alors de seuillage. Ainsi, les pixels ayant une intensité similaire et étant reliés entre eux forment des régions distinctes de l'image [46].

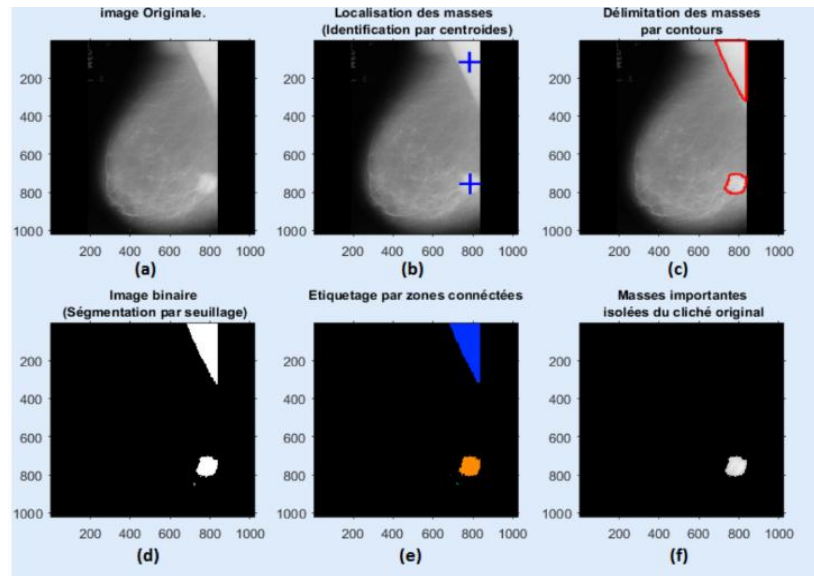


Figure II.10 : segmentation par seuillage et détection d'une masse dans une mammographie [33].

Parmi les méthodes classiques de seuillage on trouve la méthode d'Otsu, qui consiste à minimiser la variance intra-classe afin de déterminer le seuil optimal pour séparer l'image en deux classes (par exemple, objet et fond) en fonction de l'intensité des pixels. Cette approche est très utilisée pour le traitement d'images en niveaux de gris, où elle cherche à trouver le seuil qui permet de maximiser la séparation entre les classes. Une autre technique couramment utilisée est celle des K-moyennes, qui permet de diviser une image en plusieurs classes d'intensité. Cette méthode est particulièrement flexible, car elle peut être appliquée non seulement aux images en niveaux de gris, mais aussi aux images en couleur, et même à des ensembles de données de plus grande dimension. L'idée est de regrouper les pixels similaires en plusieurs groupes (ou "clusters"), en fonction de leurs caractéristiques, et ce, de manière itérative jusqu'à ce que les groupes soient homogènes [46].

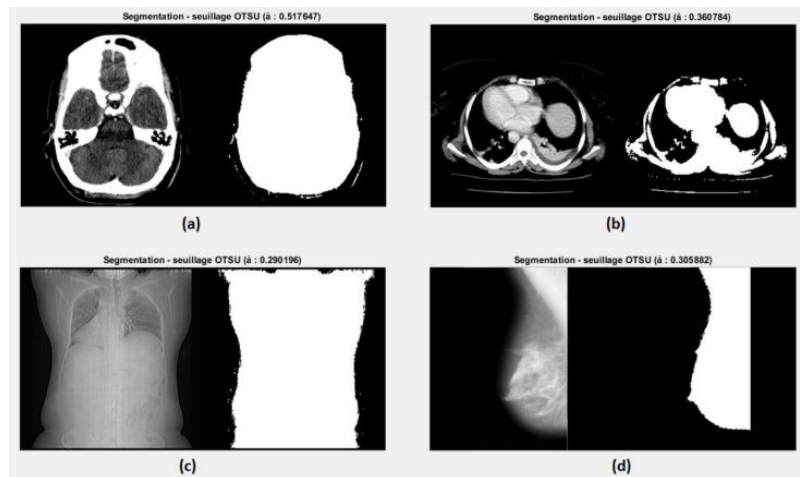


Figure II.11 : seuillage par la méthode d'OTSU [33]

IV.4. Interprétation des résultats en analyse d'images médicale :

L'interpolation permet d'estimer la valeur d'un point à partir de ses voisins, ce qui est utile lorsqu'une transformation d'image, crée des positions non entières et donc des "trous". Elle corrige ce problème en comblant ces zones. Par ailleurs, l'interprétation des images médicales consiste à analyser des images issues de techniques comme la radiographie, l'échographie ou la tomographie pour identifier des signes de maladies. Cette étape est essentielle pour poser un diagnostic précis et guider le traitement des patients [47].

IV.4.1. Les outils nécessaires pour l'interprétions :

Pour mieux analyser et interpréter efficacement les images, plusieurs outils sont utilisés afin de faciliter l'interprétation et extraire des informations utiles :

- **Les logiciels de visualisation** : permettent de voir les images en 2D et 3D pour mieux observer les structures internes.
- **Les algorithmes de traitement d'image** : améliorent la qualité visuelle en ajustant la luminosité, le contraste et en réduisant le bruit.
- **Les systèmes PACS** : servent à stocker, consulter et partager les images médicales de façon rapide et sécurisée.
- **L'intelligence artificielle (IA)** : aide à détecter automatiquement certaines anomalies et rend l'analyse plus rapide et précise.

VII. Les méthodes de traitement d'image :

Le traitement d'image est basé sur deux méthodes la méthode classique et la méthode intelligente.

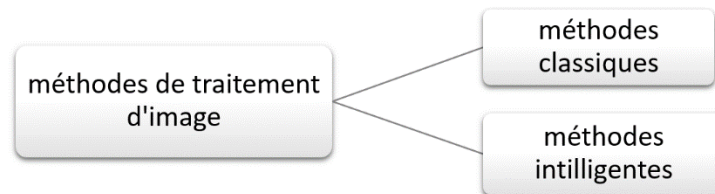


Figure II.12 : méthode de traitement d'image

VII. 1. Méthodes classiques :

Les méthodes classiques de traitement et d'analyse d'images médicales reposent principalement sur des principes mathématiques, physiques et algorithmiques déterministes. Elles utilisent des techniques comme la transformée de Fourier, la détection de contours, la segmentation par seuillage, ou encore la filtration spatiale pour extraire des caractéristiques visuelles pertinentes à partir des images.

Contrairement aux approches d'intelligence artificielle ou d'apprentissage profond, ces méthodes sont entièrement explicables et contrôlables par l'utilisateur, ce qui garantit une transparence totale dans le processus d'analyse. Leur fonctionnement repose sur des modèles conçus par des experts, plutôt que sur un apprentissage automatique à partir de grandes bases de données. Bien que leurs performances puissent être limitées face à la complexité et à la variabilité des données médicales réelles, les méthodes classiques conservent plusieurs avantages : elles sont robustes, rapides, peu coûteuses en calcul, et ne nécessitent pas de grands ensembles de données annotées.

Elles restent aujourd'hui une base méthodologique solide et servent souvent de référence de comparaison pour évaluer les performances des approches modernes basées sur le deep learning [48].

VII.2. Méthodes intelligentes :

Ces méthodes sont basées sur la vision par ordinateur et l'intelligence artificiel. Ce sont des méthodes qui utilisent des exemples d'images pour apprendre à reconnaître des formes, prévoir des résultats ou aider à prendre des décisions.

VII.2.1 Techniques récentes et leurs applications en imagerie médicale :

- **Détection et segmentation des tumeurs cérébrales :** Utilisation de réseaux de neurones convolutifs 3D (3D CNN) pour la segmentation automatique des tumeurs cérébrales sur des images IRM [49].
- **Reconstruction 3D pour la radiothérapie du cancer du poumon :** Reconstruction volumétrique en temps réel et localisation 3D des tumeurs pulmonaires à partir d'une seule image de projection radiographique, facilitant ainsi la planification de la radiothérapie [50].
- **Segmentation du cancer de la prostate avec 3D AlexNet :** Segmentation structurée des images IRM de la prostate pour le diagnostic du cancer, en utilisant une version améliorée de l'architecture AlexNet adaptée aux données 3D [51].
- **Reconstruction 3D des tumeurs pancréatiques à partir de CT :** Reconstruction 3D des tumeurs pancréatiques à partir d'images de tomodensitométrie (CT) pour une meilleure planification chirurgicale et évaluation des marges tumorales [52].
- **Classification et prédiction des pathologies :** identifications de tumeurs dans des mammographies, prédiction des maladies thoraciques (cardio-respiratoires).

VII.2.2 Application aux images thoracique et détection de la pneumonie

VII.2.2.1 La pneumonie

La pneumonie, c'est une infection des poumons qui cause une inflammation et remplit les petites parties des poumons (les alvéoles) de liquide, ce qui rend la respiration plus difficile. Elle se manifeste souvent par de la fièvre, de la toux, des douleurs au thorax et un essoufflement, et peut être due à des bactéries, des virus ou d'autres microbes.



Figure II.13 : radiographie thoracique [53]

Pour savoir si quelqu'un a une pneumonie, on utilise surtout une radiographie des poumons, qui montre des zones blanches là où les alvéoles sont encombrées comme en voie dans la figure. Parfois, un scanner est fait pour mieux voir les détails, vérifier l'étendue de l'infection, et détecter d'éventuelles complications comme un épanchement ou un abcès. L'imagerie est donc très utile pour confirmer le diagnostic et aider à décider du traitement comme elle nous montre la figure II.14 [53].



Figure II.14: image radiographique thoracique qui montre une pneumonie [54]

Voici deux principaux exemples de pneumonie :

Exemple 1 : Pneumonie à *Streptococcus pneumoniae*

Un homme de 45 ans présente une forte fièvre, une toux accompagnée de crachats jaunâtres et des douleurs thoraciques, survenues après un rhume. Le médecin pose un diagnostic de pneumonie à *Streptococcus pneumoniae* comme elle nous démontre la figure II.15, la cause bactérienne la plus courante de pneumonie. Il est traité par antibiotiques, notamment de l'amoxicilline, et ses symptômes s'améliorent en quelques jours. Une vaccination préalable aurait pu prévenir cette infection [55].

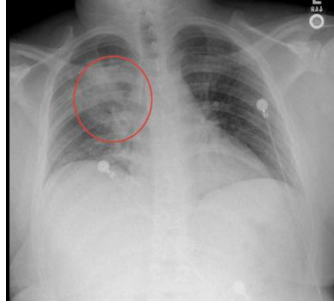


Figure II.15 : une radiographie thoracique qui montre *Streptococcus pneumoniae* [55]

Exemple 2 : Pneumonie à *Legionella pneumophila* (maladie du légionnaire)

Après avoir séjourné quelques jours dans un hôtel où la climatisation était mal entretenue, une femme de 60 ans développe de la fièvre, une toux sèche, des douleurs musculaires et des troubles de la conscience. Les examens médicaux confirment une pneumonie causée par *Legionella pneumophila*, transmise par l'inhalation de vapeur d'eau contaminée. Elle est hospitalisée et reçoit un traitement antibiotique adapté, notamment à la lévofloxacine. [56]



Figure II.16 : radiographie thoracique Pneumonie à *Legionella pneumophila* [56]

VII.2.2.2 Classification automatique des maladies pulmonaires

Le tableau ci-dessous résume les principales caractéristiques radiologiques utilisées par les systèmes d'intelligence artificielle pour classer automatiquement trois pathologies thoraciques courantes : la pneumonie, la tuberculose et l'épanchement pleural à partir d'images de radiographie pulmonaire.

Tableau II.1 : classification automatique des pathologies pulmonaires [57].

Pathologie	Caractéristiques radiologiques clés	Zone(s) affectée(s)	Type de détection IA
Pneumonie	- Opacités alvéolaires - Bronchogrammes aériens - Localisées ou diffuses	Un ou plusieurs lobes pulmonaires	Classification par texture et densité
Tuberculose	- Cavernes pulmonaires - Infiltrats apicaux - Adénopathies hilaires ou médiastinales	Lobes supérieurs, hiles	Détection de formes et de motifs complexes
Épanchement pleural	- Opacité homogène à la base - Effacement du diaphragme - Déplacement médiastinal possible	Espace pleural (autour du poumon)	Détection de niveau liquide / densité

VIII. Conclusion :

Le traitement d'image est un élément fondamental pour améliorer la qualité des images médicales et facilite la tâche d'interprétation. Grâce à des étapes comme le prétraitement (qui réduit le bruit et améliore le contraste), on obtient des images plus claires et plus faciles à analyser. La segmentation permet de diviser l'image en différentes zones, ce qui aide à repérer plus facilement des anomalies. De plus, des outils comme les logiciels de visualisation, les algorithmes de traitement et l'intelligence artificielle rendent l'analyse plus rapide et plus précise, ce qui contribue à un diagnostic plus fiable. En bref, ces technologies jouent un rôle crucial dans l'amélioration des soins de santé, en rendant le processus de diagnostic plus efficace et plus précis. Nous allons voir dans les deux prochains chapitres comment réaliser un système de classification et de prédiction des pathologies pulmonaires grâce à l'intelligence artificielle et le deep-learning.

I. Introduction :

L'intelligence artificielle, et en particulier les réseaux de neurones convolutifs (CNN), révolutionne l'imagerie médicale en permettant une analyse rapide et souvent très précise des images, utile notamment pour détecter des cancers ou d'autres pathologies. Ce chapitre explore comment l'IA est intégrée en clinique, tout en soulevant les défis liés à la fiabilité des résultats, leur interprétation, et les questions éthiques autour des données de santé. Il s'articule autour de trois grands axes : les bases de l'IA, ses applications concrètes en imagerie, et les enjeux éthiques et futurs de son usage médical.

II. Historique :

L'intelligence artificielle a commencé à prendre forme dans les années 1950 avec les premières idées d'Alan Turing, avant de devenir une discipline officielle en 1956. Après des débuts prometteurs, elle a connu des périodes difficiles où les attentes n'étaient pas au rendez-vous. Mais à partir des années 90, avec des moments forts comme la victoire de *Deep Blue* aux échecs, puis grâce au *machine learning* et surtout au *deep learning* dès 2012, l'IA a connu un véritable boom. Aujourd'hui, elle est partout autour de nous, dans nos téléphones, nos voitures, et même dans les soins médicaux, grâce à la puissance des ordinateurs et aux énormes quantités de données disponibles [58].

III. Les principaux facteurs du développement rapide de l'Intelligence artificielle :

Le progrès spectaculaire de l'Intelligence artificielle au cours de la dernière décennie repose sur plusieurs facteurs clés qui, combinés, ont créé un environnement propice à son déploiement mondial telles que : L'amélioration des logiciels et des bibliothèques open-source, la disponibilité des données massive, et la croissance en puissance des infrastructures matérielles.

III.1. L'amélioration des logiciels et des bibliothèques open-source (algorithme) :

L'évolution rapide des bibliothèques et outils open-source a grandement facilité l'adoption de l'intelligence artificielle. Des plateformes comme TensorFlow (Google), PyTorch (Meta), Keras, ou Scikit-learn offrent aujourd'hui des environnements puissants, accessibles et bien documentés pour concevoir, entraîner et déployer des modèles d'IA. Leur nature open-source permet à un large public développeurs, chercheurs, ingénieurs et étudiants d'y accéder librement et d'y contribuer. Cela crée un écosystème collaboratif où chacun peut participer à l'amélioration des outils. Grâce à leur flexibilité, à leurs communautés actives et à la richesse des ressources disponibles, ces bibliothèques ont largement démocratisé l'IA, accélérant la recherche et son intégration dans des domaines variés comme la santé, la finance, l'agriculture ou encore les transports [59].

III.2. La disponibilité des données massive (big data) :

La disponibilité massive des données numériques, souvent appelée big data, joue un rôle central dans le développement de l'intelligence artificielle moderne. L'essor des sources de données réseaux sociaux, objets connectés, caméras, images médicales, transactions en ligne, fournit à l'IA une matière première abondante, variée et en constante croissance. Ces données alimentent les algorithmes d'apprentissage automatique et profond, améliorant leur capacité à généraliser et à produire des prédictions fiables sur des situations nouvelles.

L'analyse de big data permet aussi d'identifier des schémas complexes, de prévoir des comportements et de personnaliser des services à grande échelle. Combinée à des infrastructures de calcul puissantes (GPU, TPU, cloud), cette abondance de données ouvre la voie à des applications avancées dans des domaines comme la santé prédictive, la cybersécurité, le marketing, la gestion des risques, ou encore la maintenance industrielle [60].

III.3. La puissance croissante des infrastructures matérielles :

Le développement rapide de l'intelligence artificielle ne serait pas possible sans l'évolution des infrastructures matérielles. Longtemps limitée par la puissance de calcul, l'IA bénéficie aujourd'hui de technologies avancées qui accélèrent considérablement l'entraînement des modèles.

Les GPU, d'abord conçus pour les jeux vidéo, sont devenus des outils incontournables pour le *deep learning* grâce à leur capacité à effectuer des calculs massivement parallèles. À cela s'ajoutent les TPU, des processeurs spécialisés créés par Google, encore plus performants pour les tâches d'apprentissage profond. En parallèle, les plateformes de cloud computing comme AWS, Azure ou Google Cloud permettent à tous des start-ups aux grandes entreprises d'accéder

à ces ressources sans avoir à investir dans du matériel coûteux. Elles offrent des services puissants pour entraîner, tester et déployer des modèles à grande échelle.

Grâce à cette puissance de calcul, il est désormais possible de traiter d'énormes volumes de données rapidement, d'améliorer la précision des modèles, et de développer des applications autrefois impensables : traduction instantanée, robotique autonome, ou encore génération automatique de texte [61], [62].

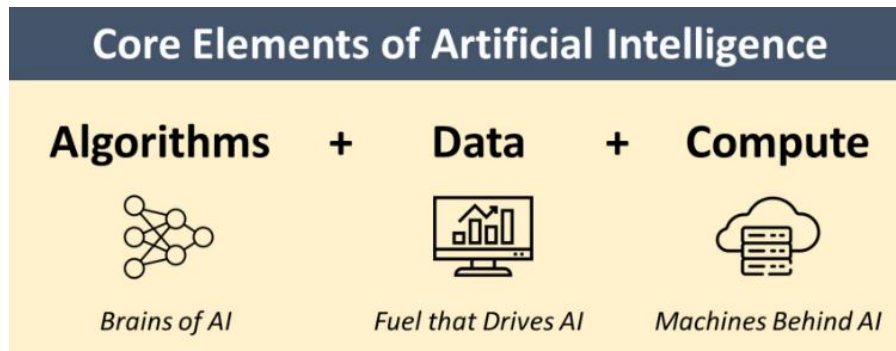


Figure III .1 : Les piliers du développement de l'intelligence artificielle [63].

IV. Les défis majeurs de l'Intelligence artificielle :

Bien que l'Intelligence artificielle offre des possibilités considérables, elle soulève également des défis complexes. Ces enjeux, à la fois techniques, éthiques et sociaux, nécessitent une attention particulière afin d'assurer un développement responsable et équitable de l'IA.

IV.1. 1. Le biais algorithmique et l'équité :

Le biais dans les algorithmes est un vrai problème aujourd'hui. Comme les modèles apprennent à partir de données du passé, ils peuvent parfois reproduire des injustices sociales, comme des discriminations liées à la race, au genre ou à l'économie. Si on ne fait pas attention, ces erreurs peuvent se renforcer et rendre les systèmes moins justes et moins fiables [64].

En 2018, une étude du MIT a révélé que certains systèmes de reconnaissance faciale confondaient beaucoup plus souvent les femmes noires que les hommes blancs. Cela vient du fait que les données utilisées pour entraîner ces systèmes étaient principalement composées d'images d'hommes blancs, ce qui a créé un vrai déséquilibre et des erreurs injustes [65].

IV.2. La transparence et l'explicabilité des décisions :

La transparence des décisions prises par l'intelligence artificielle est super importante, surtout dans des domaines comme la santé ou la justice. Souvent, ces modèles fonctionnent un peu comme des "boîtes noires" : on voit le résultat, mais on ne comprend pas toujours comment ils

sont arrivés à cette conclusion. Par exemple, un système peut détecter un cancer sur une image médicale, mais sans expliquer précisément ce qui l'a poussé à ce diagnostic. Ce manque d'explications peut rendre les médecins hésitants à utiliser ces outils, car ils ont besoin de comprendre et de pouvoir expliquer leurs choix [66].

V. Intérêt de l'Intelligence artificielle :

Avec l'explosion du volume de données disponibles et la complexité croissante des problèmes à résoudre, les approches traditionnelles atteignent aujourd'hui leurs limites. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) s'impose comme une solution incontournable, capable de traiter, d'analyser et d'interpréter d'immenses ensembles d'informations.

Grâce à ses capacités d'apprentissage automatique, l'IA permet aux systèmes informatiques d'évoluer, de s'adapter et d'améliorer leurs performances face à des situations nouvelles. Selon Microsoft (2023), l'objectif de l'intelligence artificielle n'est pas de remplacer l'humain, mais de l'assister en automatisant les tâches répétitives, en accélérant l'analyse des données et en soutenant la prise de décision dans des domaines clés tels que la santé, l'agriculture, l'éducation ou l'environnement.

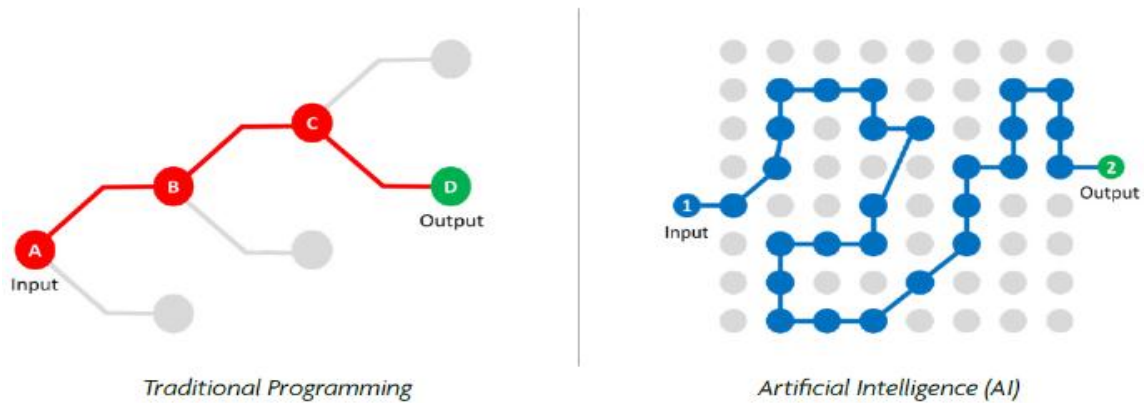
V.1. Programmation traditionnelle et Intelligence artificielle (différences fondamentales) :

Le tableau suivant explique la différence entre la programmation traditionnelle et l'Intelligence artificielle :

Tableau III.1 : Comparaison des approches classiques et intelligentes en programmation [67].

Aspect	Programmation traditionnelle	Intelligence artificielle
Approche	Basée sur des règles explicites codées par des humains	Basée sur des modèles qui apprennent à partir des données
Source de savoir	L'expertise du programmeur	Les données (expériences passées)
Capacité d'adaptation	Faible le programme suit un chemin fixe	Forte le système ajuste son comportement
Complexité gérable	Efficace pour des tâches simples ou déterministes.	Nécessaire pour des environnements complexes, ambigus ou incertains
Exemples typiques	Calculs, gestion de fichiers, automatisation de processus simples	Reconnaissance faciale, identification d'objets, détection de maladies, traduction automatique...

Contrairement à la programmation classique (traditionnelle), un programme d'IA apprend par expériences et s'adapte au fil du temps en exposant le système à des nouvelles données et expériences, lui permettant ainsi d'ajuster son comportement pour prendre des décisions plus éclairées dans des situations variées. La figure III.2 montre la différence de comportement et d'adaptation entre les deux approches (Classique et IA).



a. programmation traditionnelle

b. programmation intelligente artificielle

Figure III. 2 : Comparaison entre programmation classique et IA [67].

Programmation classique (figure III.2.a) :

Un chemin linéaire avec des étapes prédéfinies relativement simples ($A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D$).

Intelligence artificielle (figure III.2.b) :

Un chemin dynamique, où le système « apprend » à atteindre le résultat (D) en analysant des données, sans étapes fixes.

Pour illustrer la différence entre la programmation traditionnelle et l'intelligence artificielle, prenons l'exemple de la détection d'anomalies sur une mammographie :

Exemple. a : Programmation classique de détection anomalie sur une mammographie

Dans une approche traditionnelle, le développeur doit définir manuellement l'ensemble des critères visuels permettant d'identifier une anomalie, tels que les calcifications, les masses suspectes, la forme irrégulière des tissus ou encore leur densité. Cette méthode repose donc sur des règles explicites et figées, rédigées par un humain.

Cependant, elle se montre rapidement limitée et peu flexible, car toute variation dans la qualité de l'image, l'angle de prise de vue ou la morphologie des patientes peut perturber l'analyse. Le système devient alors difficile à maintenir et à adapter à de nouveaux cas cliniques.

Exemple. b : Intelligence artificielle avec apprentissage profond pour la détection anomalie sur une mammographie

L'approche fondée sur l'apprentissage profond (deep learning) repose sur une logique d'apprentissage automatique. Plutôt que de programmer des règles, on fournit au système un grand ensemble d'images annotées des mammographies indiquant la présence ou non de signes de cancer. Le modèle apprend par lui-même à reconnaître les motifs, textures et structures caractéristiques d'une lésion.

Une fois entraîné, il peut détecter de manière autonome des anomalies sur de nouvelles images, même si elles présentent des variations de qualité, de contraste ou de morphologie. Cette approche permet une meilleure robustesse et une capacité de généralisation bien supérieure à celle des méthodes traditionnelles.

V.2.La nécessité de l'Intelligence artificielle :

L'Intelligence artificielle (IA) s'impose aujourd'hui comme un levier majeur pour transformer le secteur médical en améliorant la qualité, la rapidité et la personnalisation des soins. Plusieurs études et analyses soulignent ses bénéfices concrets et ses apports essentiels dans la pratique clinique.

V.2.1 Amélioration de la précision diagnostique et réduction des erreurs

L'IA permet d'analyser rapidement de grandes quantités de données médicales, notamment des images radiologiques, avec une précision souvent supérieure à celle des praticiens humains. Par exemple, des algorithmes de *deep learning* surpassent plusieurs pathologistes dans le diagnostic du cancer du sein, réduisant ainsi les erreurs humaines liées à la fatigue ou au manque d'antécédents complets. Cette capacité à détecter précocement des maladies rares ou invisibles à l'œil nu améliore significativement les résultats pour les patients.

V.2.2 Accélération du diagnostic et optimisation des ressources

En automatisant l'analyse d'images et de données cliniques, l'IA accélère le processus de diagnostic, permettant un gain de temps précieux dans les établissements de santé. Cette rapidité se traduit par une meilleure gestion des flux patients, une réduction des durées d'hospitalisation,

et une optimisation des ressources matérielles et humaines, notamment en services d'urgence [68].

V.2.3 Personnalisation des traitements

L'IA intègre des données multiples (cliniques, génétiques, environnementales) pour proposer des traitements adaptés au profil individuel du patient. Cette médecine personnalisée améliore l'efficacité thérapeutique tout en minimisant les effets secondaires, comme illustré par des systèmes spécifiques tels que Watson for Oncology d'IBM [69].

V.2.4 Assistance de la télémédecine et accès élargi aux soins

Les outils d'IA permettent le suivi à distance des patients et la réalisation de diagnostics via des dispositifs mobiles, ce qui est particulièrement utile pour les populations isolées ou en zones rurales, contribuant ainsi à réduire les inégalités d'accès aux soins [70], [71].

V.2.5 Soutien à la recherche médicale et innovation

L'IA accélère la découverte de nouvelles cibles thérapeutiques et le développement de médicaments en analysant rapidement des bases de données biologiques et cliniques massives, favorisant ainsi l'innovation médicale [69], [72].

Limites et défis :

Malgré ces avancées, l'IA ne remplace pas le médecin mais agit comme un assistant ou copilote, renforçant la prise de décision clinique. Les défis incluent la qualité et la confidentialité des données, l'interopérabilité des systèmes, ainsi que la nécessité d'un cadre réglementaire strict pour garantir la sécurité des patients [72].

Ainsi, l'Intelligence artificielle est devenue indispensable pour améliorer la qualité, l'efficacité et l'équité des soins médicaux, tout en soutenant l'innovation et la recherche dans le domaine de la santé.

VI. Machine Learning :

Le Machine Learning (ML) ou apprentissage automatique représente une révolution dans le domaine d'Intelligence artificielle. Contrairement aux systèmes traditionnels qui suivent des règles programmées à l'avance, le ML permet aux machines, à partir des données, d'améliorer leurs performances avec l'expérience et de prendre des décisions sans intervention humaine. Cette approche repose sur trois piliers fondamentaux : Les Données, les Algorithmes, et l'infrastructure matérielle spécialisée.

VI.1. Les données (big data) :



Figure III .3 : Illustration des flux Big Data dans les systèmes IA [73].

Le Big Data joue un rôle central dans l'entraînement et la performance des modèles d'Intelligence artificielle (IA) en fournissant de vastes volumes de données variées et en temps réel, indispensables pour apprendre des modèles complexes et améliorer la précision des algorithmes. Plus les données sont nombreuses et diversifiées (texte, images, vidéos, transactions, capteurs ...), plus les systèmes d'IA peuvent développer des capacités d'analyse robustes et polyvalentes, découvrir des tendances cachées et s'adapter continuellement via l'apprentissage automatique [73].

Les technologies Big Data assurent également le stockage, le traitement et le prétraitement efficaces de ces données massives, rendant possible un apprentissage rapide et évolutif des modèles. Cette synergie permet d'automatiser des tâches telles que la détection d'anomalies, la prédiction comportementale ou la personnalisation des recommandations, avec des applications concrètes dans la finance, la santé, la cybersécurité ou le marketing [73].

En résumé, le Big Data constitue la matière première essentielle qui alimente l'Intelligence artificielle, tandis que l'IA transforme ces données en informations exploitables, générant ainsi un cercle vertueux d'amélioration continue des systèmes intelligents.

VI.2. Les algorithmes :

L'apprentissage automatique est une branche de l'Intelligence artificielle qui permet aux machines d'apprendre à partir de données, sans être explicitement programmées. Contrairement à l'IA, qui englobe l'ensemble des systèmes capables de simuler l'intelligence humaine.

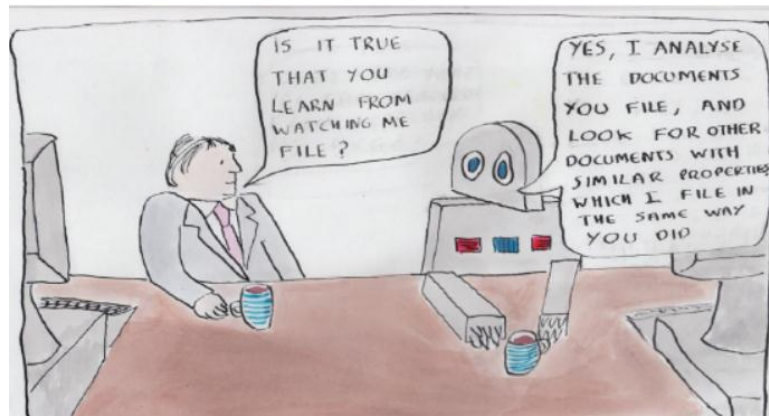


Figure III.4 : interaction entre humain et machine (AI) [74].

Le machine Learning repose sur des modèles statistiques qui extraient des régularités à partir d'exemples. Grâce à l'exploitation de grands volumes de données et à l'augmentation des capacités de calcul, le machine Learning est devenu un outil central dans de nombreux domaines, notamment la santé, où il permet l'aide au diagnostic, la prédiction de maladies et l'analyse automatisée d'images médicales. Il constitue aujourd'hui l'une des principales bases du développement de systèmes intelligents, notamment à travers ses prolongements comme le *deep learning* [74].

VI.2.1 Les méthodes d'apprentissage automatique :

L'apprentissage automatique regroupe plusieurs méthodes, classées selon la nature des données disponibles et la manière dont l'algorithme apprend. On distingue principalement quatre types d'apprentissage :

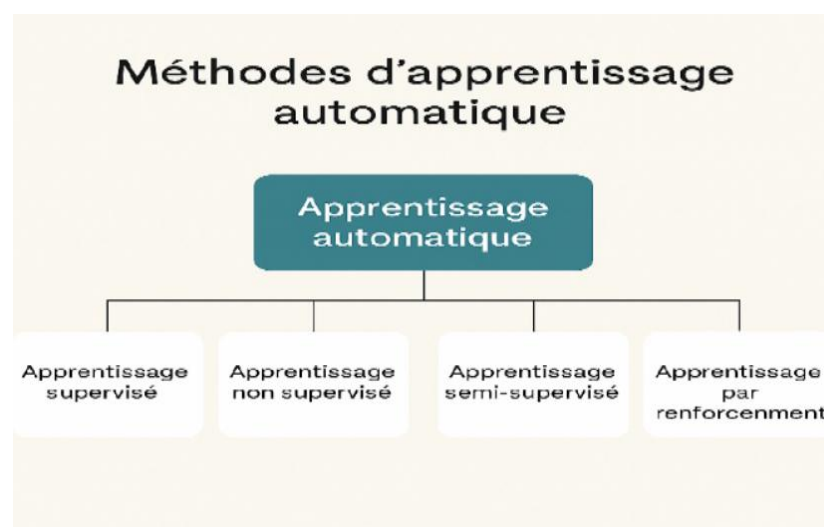


Figure III.5: Les méthodes d'apprentissage automatique

➤ **Apprentissage supervisé**

Le modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, c'est-à-dire où chaque entrée est associée à une sortie connue. L'objectif est d'apprendre une fonction qui prédit correctement la sortie pour de nouvelles données.

Exemples d'algorithmes:

- Régression linéaire : modélise une relation linéaire entre variables explicatives et variable cible, utile pour la prédiction continue [75].
- Arbres de décision : structure arborescente de règles pour classification ou régression, facile à interpréter [75].
- Machines à vecteurs de support (SVM), réseaux de neurones, forêts aléatoires ...

➤ **Apprentissage non supervisé**

Le modèle apprend à détecter des structures ou regroupements dans des données non étiquetées. Il est utilisé pour la segmentation, la réduction de dimensionnalité ou la détection d'anomalies.

Exemples d'algorithmes :

- K-means : partitionne les données en groupes basés sur la distance euclidienne [75].
- Clustering hiérarchique : fusion itérative de clusters sans besoin de spécifier le nombre de groupes à l'avance [75].
- Analyse en composantes principales (ACP) : réduction de dimensionnalité [75].

a. Apprentissage par renforcement

Le modèle apprend à prendre des décisions séquentielles en recevant des récompenses ou pénalités selon ses actions, optimisant une politique pour maximiser la récompense cumulée.

Exemple :

Q-Learning, souvent combiné avec le *deep learning* dans des applications complexes comme les jeux ou la robotique [76].

Applications :

Le fine-tuning et le *transfert learning* permettent d'adapter des modèles pré-entraînés à des tâches spécifiques, réduisant les besoins en données et en calcul.

Le réglage des hyperparamètres (*grid search*, optimisation bayésienne) améliore la performance des modèles en ajustant leurs paramètres d'apprentissage.

Ces méthodes constituent la base des systèmes intelligents capables d'analyser des données complexes, comme en imagerie médicale, pour améliorer le diagnostic, la prédiction et la prise de décision clinique.

VI.3. Le Matériel informatique (Hardware) :

Le développement de l'Intelligence artificielle (IA) repose aussi sur une infrastructure matérielle spécialisée, capable de traiter des volumes massifs de données et d'exécuter des calculs complexes à grande vitesse. Aujourd'hui, les avancées en matière de matériel informatique jouent un rôle crucial dans l'optimisation des performances des systèmes IA. En plus d'une CPU performante, ces systèmes sont aujourd'hui dotés de processeurs spécialisés, à savoir : les GPU, les TPU et les NPU.

En fait, la GPU, la TPU et la NPU sont chacune des unités destinées à des tâches différentes. En tant que processeurs spécialisés, ils peuvent réduire la charge de travail du CPU dans une certaine mesure, permettant ainsi aux ressources du CPU d'être utilisées pour d'autres tâches informatiques. Par conséquent, celui dont un utilisateur a besoin est déterminé par l'application et les tâches de l'utilisateur.

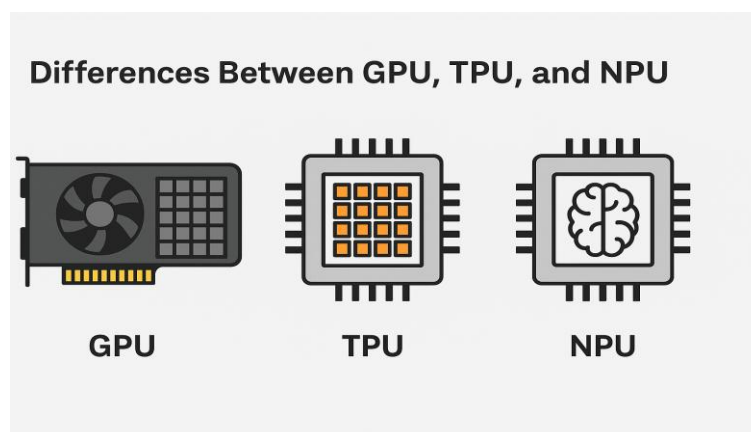


Figure III.6: Architecture des processeurs spécialisés : GPU, TPU et NPU

VI.3.1 Processeurs graphiques (GPU) :

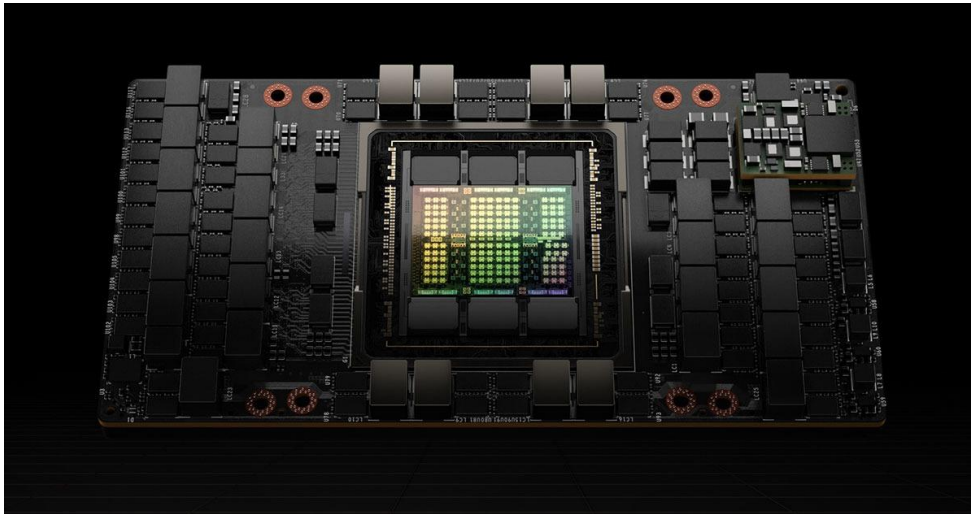


Figure III.7 : image de carte graphique H100

Les processeurs graphiques (GPU) jouent un rôle fondamental dans le développement de l'Intelligence artificielle moderne grâce à leur architecture hautement parallèle, qui leur permet d'exécuter simultanément des milliers de calculs nécessaires à l'apprentissage profond et à l'analyse de grandes quantités de données. Contrairement aux processeurs centraux (CPU), les GPU sont spécialement conçus pour traiter efficacement les opérations matricielles et vectorielles au cœur des réseaux de neurones, ce qui accélère considérablement l'entraînement et l'influx des modèles d'IA. Cette puissance de calcul a permis des avancées majeures dans des domaines tels que la reconnaissance d'images, la traduction automatique ou la recherche médicale, faisant des GPU un pilier technologique incontournable pour l'innovation en Intelligence artificielle aujourd'hui [77].

VI.3.2 Unités de traitement neuronal (NPU) :

Les NPU sont des processeurs spécialisés conçus pour accélérer les tâches IA, notamment l'inférence de modèles. Ils offrent une efficacité énergétique supérieure, ce qui les rend idéaux pour les appareils mobiles et embarqués. Par exemple, les processeurs AMD Ryzen AI Série 300 intègrent des NPU capables d'atteindre jusqu'à 50 TOPS (téra-opérations par seconde), améliorant ainsi les performances des microordinateurs récents [78].

VI.3.3 Unités de traitement tensoriel (TPU) :

Développées par Google, les TPU sont optimisées pour les charges de travail de *machine learning*, en particulier avec *TensorFlow*. Disponibles via Google Cloud, elles permettent

d'accélérer l'entraînement et l'inférence des modèles IA, tout en offrant une scalabilité adaptée aux besoins des entreprises [77].

VI.3.4 Le cloud :

Le *cloud computing* joue un rôle fondamental dans le développement, le déploiement et l'optimisation de l'Intelligence artificielle (IA) aujourd'hui, en offrant une infrastructure flexible, scalable et puissante qui soutient les besoins croissants des applications IA. Voici comment le cloud aide l'IA :

- **Infrastructure intelligente et adaptable** : Le cloud évolue vers des environnements autonomes où l'IA optimise en temps réel l'allocation des ressources, prédit les goulets d'étranglement et ajuste automatiquement la puissance de calcul, améliorant ainsi la performance et réduisant les coûts jusqu'à 40 % [79].
- **Traitement décentralisé et Edge AI** : L'IA intégrée à l'edge computing permet aux appareils connectés de traiter localement des données complexes, réduisant la latence et la dépendance au cloud centralisé, ce qui est crucial pour les applications temps réel et l'Internet des objets (IoT) [79].
- **Sécurité renforcée par l'IA** : Dans les environnements cloud, l'IA détecte en temps réel les anomalies et menaces, anticipant les cyberattaques et déployant des défenses proactives bien plus rapidement que les systèmes traditionnels [79].
- **Automatisation et efficacité opérationnelle** : L'IA automatise la gestion des ressources cloud, équilibre les charges de travail, prédit les besoins futurs et optimise les coûts, permettant aux entreprises de se concentrer sur l'innovation plutôt que sur la maintenance [79].
- **Analyse avancée des données** : Le cloud permet d'exploiter des modèles d'IA sophistiqués pour transformer de vastes volumes de données en insights exploitables, améliorant la prise de décision dans divers secteurs comme la finance, la santé ou le commerce [80].
- **Scalabilité et flexibilité** : Le cloud offre une capacité d'adaptation instantanée aux variations de charge, essentielle pour entraîner et déployer des modèles IA complexes sans investissement matériel lourd [81].
- **Soutien à l'innovation** : L'intégration du cloud et de l'IA favorise l'émergence de technologies avancées comme l'IA générative, le calcul quantique en cloud et les architectures multi-cloud intelligentes, ouvrant la voie à de nouvelles applications et modèles économiques [79].

- **Durabilité** : L'IA optimise la consommation énergétique des centres de données cloud, contribuant à réduire l'empreinte carbone et à rendre les infrastructures plus écologiques [79].

En résumé, le *cloud computing* est le socle technologique qui permet à l'IA de se développer efficacement, en fournissant les ressources nécessaires pour l'entraînement, le déploiement, la gestion et la sécurisation des modèles IA, tout en offrant agilité, performance et innovation aux entreprises. Voici une version professionnelle et académique complète et ajustée, intégrant les exigences matérielles, les besoins réels en données pour des tâches professionnelles complexes, ainsi que les références issues de la littérature scientifique francophone récente :

VII. Apprentissage profond (Deep Learning) :

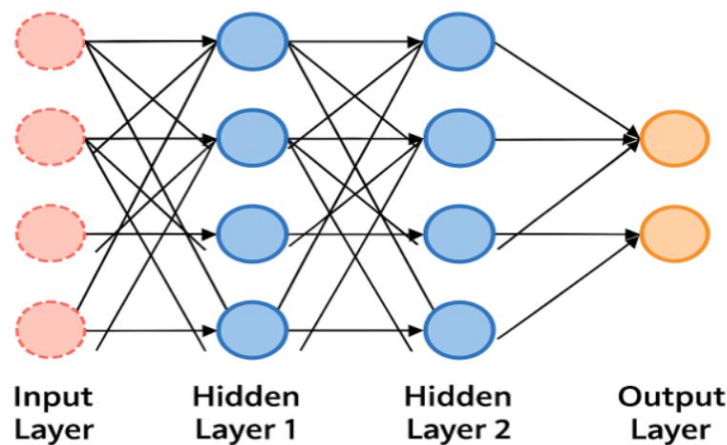


Figure III.8 : Structure typique d'un réseau CNN [82]

L'apprentissage profond permet aux machines de comprendre automatiquement des informations complexes à partir de grandes quantités de données. Dans le domaine médical, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont particulièrement utiles pour analyser les images comme les radiographies ou les IRM. Ils apprennent à repérer les détails importants, ce qui facilite la détection d'anomalies, la classification des images ou encore la segmentation de zones spécifiques. Grâce à ces avancées, les outils d'IA apportent aujourd'hui une aide précieuse aux professionnels de santé dans leurs diagnostics [82].

Les architectures CNN classiques, telles que LeNet, AlexNet, VGG ou ResNet, ont évolué vers des modèles plus avancés comme DenseNet, U-Net et Vision Transformers (ViTs), qui offrent des performances accrues pour des applications spécifiques en imagerie médicale, notamment la segmentation fine des organes et des lésions [83]. Par ailleurs, des méthodes combinant CNN

et réseaux récurrents (RNN) ou intégrant des mécanismes d'attention sont développées pour exploiter à la fois les informations spatiales et temporelles dans les données médicales [].

Le fonctionnement des réseaux de neurones repose sur une architecture en couches : une couche d'entrée reçoit les données brutes, plusieurs couches cachées effectuent des transformations successives via des opérations de convolution, de pooling, d'activation non linéaire et de connexion complète, et enfin une couche de sortie produit la prédiction ou la classification finale. L'apprentissage s'effectue par rétropropagation de l'erreur, ajustant les poids synaptiques pour minimiser la différence entre la sortie prédite et la vérité terrain.

Les avancées en deep learning ont permis d'obtenir des résultats comparables, voire supérieurs, à ceux d'experts humains dans plusieurs domaines médicaux, tels que la détection précoce du cancer de la peau ou le dépistage de la rétinopathie diabétique [84]. Cependant, ces approches nécessitent de grandes quantités de données annotées et une puissance de calcul importante, et posent des défis en termes d'interprétabilité et de généralisation.

Apprentissage profond a conduit à des avancées majeures dans divers domaines médicaux :

Voici la présentation par points avec références intégrées pour chaque application :

- **Radiologie** :
Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) atteignent une précision comparable à celle des radiologues expérimentés pour détecter lésions et tumeurs sur les images IRM et TDM. Par exemple, certains algorithmes approuvés détectent les hémorragies intracrâniennes avec une sensibilité de 98,7 %, ce qui accélère le diagnostic en urgence et aide à prioriser les cas critiques [85].
- **Dermatologie** :
Le deep learning appliqué aux images dermoscopiques permet un diagnostic assisté précis du mélanome. Des architectures telles que DenseNet et ResNet dépassent 95 % de précision sur des bases de données reconnues, automatisant l'identification des lésions suspectes [85].
- **Anatomopathologie** :
Le deep learning révolutionne la détection de la rétinopathie diabétique et d'autres affections oculaires à partir d'images rétinienne. Des modèles CNN avancés atteignent des précisions de 97,4 % à 98,1 % en classification binaire, renforcées par des techniques d'amélioration d'image, offrant un outil fiable pour le dépistage précoce [85].

- **Ophtalmologie** :
Les CNN sont utilisés pour la détection de la rétinopathie diabétique et d'autres affections oculaires à partir d'images rétiniennes, contribuant à un diagnostic rapide et précis [85].

VII.1. Analyse Hiérarchique des Concepts Abordés :

- **L'Intelligence artificielle (IA)** : désigne l'ensemble des systèmes capables de simuler des fonctions cognitives humaines telles que le raisonnement, la perception, la planification ou la prise de décision.
- **L'apprentissage automatique (Machine Learning – ML)** : est un sous-domaine de l'IA qui permet aux machines d'apprendre automatiquement à partir de données et d'améliorer leurs performances sans être explicitement programmées.
- **L'apprentissage profond (Deep Learning – DL)** : est une sous-catégorie du ML, fondée sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels multicouches (DNN), capables d'apprendre des représentations hiérarchiques à partir de volumes massifs de données, notamment non structurées (images, sons, textes).

Ainsi, le deep learning représente aujourd'hui l'approche la plus avancée et la plus performante dans de nombreux domaines, en particulier ceux liés à l'analyse d'images médicales, à la reconnaissance vocale et à la vision par ordinateur.

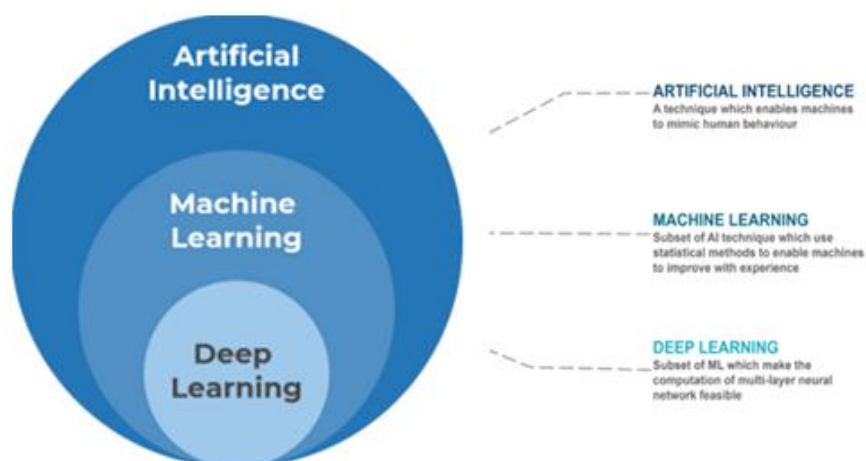


Figure III.9 : relation entre AI, ML, DL [86]

VIII. Apprentissage profond fonctionnement :

VIII.1. Neurone artificiel et Neurone naturel :

VIII.1.1 Neurone naturel :

Le cerveau humain est composé d'environ 10^{12} neurones interconnectés, chaque neurone possédant entre 1000 et 10 000 synapses [87].

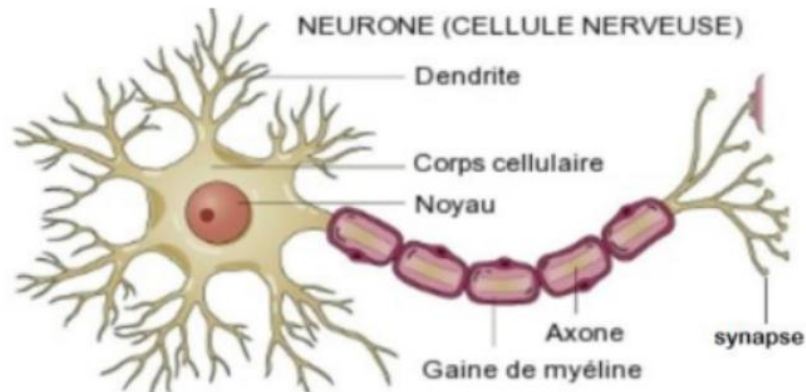


Figure III.10 : Neurone naturel d'une cellule nerveuse [87].

Les principales parties du neurone :

- **Le corps cellulaire :** il contient le noyau et assure les transformations biochimiques vitales pour la cellule. Il intègre les signaux reçus et émet une réponse unique via axone.
- **Les dendrites :** fines extensions ramifiées qui reçoivent les signaux d'autres neurones.
- **L'axone :** une fibre nerveuse plus longue que les dendrites, transportant la réponse nerveuse et établissant des connexions (synapses) avec d'autres neurones [88].

Chaque neurone agit de manière autonome : il capte en permanence des signaux entrants via ses dendrites, les traite dans son corps cellulaire, puis transmet une réponse au travers de son axone. Ces échanges complexes informations entre neurones constituent la base du fonctionnement du cerveau [89].

VIII.2. Neurone Artificiel :

Un neurone artificiel est un modèle mathématique simplifié inspiré du neurone biologique. Il reçoit un vecteur d'entrées, pondère chacune d'elles, calcule une somme pondérée, puis applique une fonction d'activation pour produire une sortie. Cette sortie peut être transmise à d'autres neurones dans un réseau.

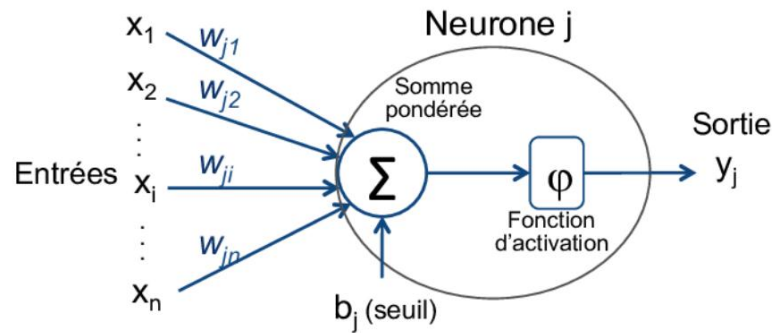


Figure III.11 : la structure d'un neurone artificiel [89].

Étapes de calcul :

Entrées :

Le neurone reçoit un vecteur d'entrée $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, où chaque x_i représente une caractéristique extraite d'une image médicale, par exemple :

- Densité moyenne d'une région suspecte.
- Texture locale.
- Régularité des contours.

Pondération :

Chaque entrée est multipliée par un poids ω_i qui indique son importance relative :

$$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$$

Somme pondérée et biais:

Le neurone calcule la somme pondérée des entrées et ajoute un biais b :

- Entrées : $x_1=2, x_2=3$
- Poids : $\omega_1=0.5, \omega_2=-1$
- Biais : $b=0.1$

$$\text{Formulation III.1} \quad z = \sum_{i=0}^n \omega_i x_i + b$$

Fonction d'activation :

La somme z est transformée par une fonction d'activation $f(z)$ pour produire la sortie y . Les fonctions courantes sont :

- Fonction seuil (step function) : $y = \begin{cases} 1 & \text{if } z \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$

Formulation III.2 Sigmoide : $\frac{1}{1+e^{-z}}$ sortie entre 0 et 1,

Formulation III.3 ReLU : $f(z)=\max(0,z)$

Sortie :

La sortie $y=f(z)$ est utilisée comme prédiction ou transmise aux neurones suivants.

Exemple numérique en imagerie médicale : détection de tumeur sur mammographie

Considérons un neurone artificiel utilisé pour classifier une image mammaire selon trois caractéristiques extraites :

- $x_1=0.8$: densité moyenne de la masse détectée (normalisée entre 0 et 1),
- $x_2=0.4$: symétrie par rapport au côté opposé,
- $x_3=0.7$: régularité des bords (valeur proche de 1 indique contours irréguliers).

Supposons que les poids et biais initiaux soient :

$$\omega_1= 0.6 ; \omega_2= -0.3 ; \omega_3=0.8 ; b= -0.2$$

Calcul de la somme pondérée :

Formulation III.4 :

$$z = (0.6 \times 0.8) + (-0.3 \times 0.4) + (0.8 \times 0.7) - 0.2 = 0.48 - 0.12 + 0.56 - 0.2 = 0.72$$

Appliquons une fonction d'activation sigmoïde :

$$y = \frac{1}{1 + e^{-0.72}} \approx 0.673$$

Cette sortie $y=0.673$ peut être interprétée comme une probabilité que l'image contienne une pathologie. En fixant un seuil à 0.5, le neurone classerait cette image comme pathologique (sortie positive).

Application et apprentissage

Dans un cadre supervisé, le neurone ajuste ses poids ω_i et biais b à partir d'un ensemble d'images annotées (labels 0 ou 1) en minimisant l'erreur entre la sortie prédite y et la vérité terrain d . Cette mise à jour s'effectue via des algorithmes d'optimisation (ex. descente de gradient).

```

# Entrées (x1, x2, ..., xn)
inputs = [0.5, 0.8, 0.2]

# Poids correspondants (w1, w2, ..., wn)
weights = [0.4, 0.7, 0.3]

# Biases
bias = 0.1

# Étape 1 : Calcul de la somme pondérée à l'aide d'une boucle for
somme_ponderee = 0
for i in range(len(inputs)):
    somme_ponderee += inputs[i] * weights[i]

# Ajout du biais
somme_ponderee += bias

```

↓

```

# Étape 2 : Application d'une fonction d'activation (ex. sigmoïde)
import math
def sigmoid(x):
    return 1 / (1 + math.exp(-x))

# Sortie du neurone
output = sigmoid(somme_ponderee)

print("Sortie du neurone :", output)

```

Figure III .12 : Principales étapes de calcul du réseau de neurone

Voici un exemple numérique simple illustrant le fonctionnement d'un neurone artificiel avec la fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit) :

Calcul de la somme pondérée

Formulation III.5 :

$$z = (0.5 \times 2) + (-1 \times 3) + 0.1 = 1 - 3 + 0.1 = -1.9$$

Application de la fonction d'activation ReLU

Formulation III.6 : $y = \max(0, z) = \max(0, -1.9) = 0$

Interprétation

Le neurone produit une sortie nulle car la somme pondérée est négative, et ReLU annule toute valeur négative. Cela signifie que, pour ces entrées et poids, le neurone ne s'active pas.

Contexte et utilité

Cette opération simple est la base des réseaux de neurones profonds utilisés dans des tâches complexes comme la classification d'images médicales, où chaque neurone traite des caractéristiques spécifiques (ex. densité, texture) et transmet des signaux activés uniquement si la combinaison pondérée dépasse un certain seuil.

IX. Le Perceptron

IX.1. Qu'est-ce qu'un perceptron ?

Le perceptron est le modèle le plus simple d'un neurone artificiel. Il prend en entrée un vecteur de caractéristiques (par exemple des mesures issues d'une image médicale), applique des poids à chacune, ajoute un biais, et passe le tout dans une fonction d'activation (souvent un seuil) pour produire une sortie binaire. En médecine, cette sortie peut être interprétée comme une prédiction : par exemple, classifier une image comme présentant une tumeur bénigne (0) ou maligne (1). Ou encore : confirmer l'existence (*True* ou 1) de la pathologie recherchée dans l'image ou l'infirmer (*False* ou 0). Ce type de modèle est historiquement utilisé comme base des systèmes de diagnostic automatisé simples.

IX.2. Comment fonctionne-t-il ?

Le perceptron apprend à partir d'exemples étiquetés (données médicales annotées par des spécialistes). Il compare sa prédiction à la vérité attendue, puis ajuste ses poids pour améliorer ses performances.

Formellement, à chaque erreur, il met à jour ses paramètres selon la formule :

$$w_i \leftarrow w_i + \eta (d - y) x_i$$

Où :

w_i : la valeur de la caractéristique i (ex : intensité moyenne dans une zone de l'image)

x_i : le poids associé à cette caractéristique

d : le diagnostic attendu (vérité terrain)

y : la sortie produite par le modèle

η : le taux d'apprentissage (petite constante)

Ce mécanisme permet au perceptron progressivement sur les décisions médicales correctes.

IX.3. Limites et points forts des perceptrons

- Le perceptron simple ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables.
- Les images médicales sont souvent complexes et bruitées, nécessitant des modèles plus puissants comme les perceptrons multicouches (MLP) ou les réseaux de neurones convolutifs (CNN).
- Néanmoins, le perceptron reste un outil pédagogique fondamental et utile pour des tâches simples ou comme étape initiale dans des systèmes plus complexes.

X. Discussion : Limites et perspectives de l'IA en imagerie médicale

Même si des modèles comme les CNN sont très efficaces pour analyser des images médicales, ils ont encore quelques limites. Leur performance dépend beaucoup de la qualité et de la diversité des données utilisées, et parfois les résultats peuvent être biaisés si les données ne sont pas assez variées. De plus, ces modèles restent souvent difficiles à comprendre, ce qui peut rendre les médecins méfiants face à leurs décisions. Enfin, il y a aussi des défis pratiques, comme le fait que les résultats peuvent varier d'un hôpital à l'autre, et que les équipements nécessaires sont souvent coûteux, ce qui complique leur utilisation généralisée.

XI. Conclusion :

L'intelligence artificielle change profondément la façon dont on analyse les images médicales, en rendant les systèmes plus rapides, précis et intelligents. Ce chapitre a expliqué les bases techniques comme le deep learning et les réseaux CNN, tout en soulignant les enjeux éthiques et pratiques, comme la nécessité d'être transparent et de respecter les données personnelles. Même si ces technologies sont prometteuses, elles restent parfois difficiles à comprendre et leur succès dépend beaucoup de la qualité des données utilisées. Dans le chapitre suivant, nous verrons concrètement comment construire un modèle *deep learning* basé sur des architectures avancées pour la classification des images médicales. Nous nous intéresserons particulièrement à la prédiction de la pneumonie dans les images thoraciques.

SOMMAIRE

Remerciements	
Dédicace	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des abréviations	
Introduction générale.....	01

Chapitre I : Imagerie médicale

I. Introduction	03
II. Définition d'imagerie médicale	03
III. Historique de l'imagerie médicale et rayon x	03
IV. Les principales techniques d'acquisition d'imagerie médicale	05
IV.1 Radiographie conventionnelle standard	05
IV.1.1 L'appareil radiographie standard	05
IV.1.2 Rayon x.....	06
IV.1.2.1 Production de rayon x	06
IV.1.3 Utilisation de la radiologie conventionnelle.....	08
IV.1.4 Formation d'image radio conventionnelle	09
IV.1.5 La détection de l'image radiante.....	10
IV.2 Scanner (Tomodensitométrie)	11
IV.2.1 Les types de scanners axiaux.....	12
IV.2.1.1. Scanner cérébral	12
IV.2.1.2 Scanner thoracique	13
IV.2.2 Formation de l'image.....	13
IV.3. Imagerie par résonance magnétique (IRM)	16
IV.4 Echographie.....	17
IV.4.1 Formation de l'image échographique	17
IV.5 Imagerie en médecine nucléaire	18
IV.6 La scintigraphie.....	19
IV.6.1 Déroulement de la scintigraphie	19
V. Radioprotection en imagerie médicale	20
VI. Conclusion	21

CHAPITRE II : Traitement d'image médicale

I. Introduction.....	22
II. Traitement d'image.....	22
III. Les types des images.....	22
III.1. Définition d'image numérique.....	22
III.2. . Les types des images numériques	23
III.2.1. Image vectorielle	23
III.2.2. Image matricielle	24
IV. Caractéristique d'une image numérique.....	24
IV.1. Le pixel.....	24
IV.2. La dimension d'une image	25
IV.3. Résolution d'une image	25
V. Image médicale	25
VI. Les étapes de traitement d'image.....	26
VI.1. Acquisition d'image.....	26
VI.1.1. Les types d'acquisition d'image médicale	26
VI.1.2. Normalisation des formats (DICOM, NIFTI)	27
VI.1.2.1. Format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine).....	27
VI.1.2.2 Format NifTI (Neuroimaging Informatics Technology Initiative)	28
VI.2. Prétraitement des images médicales.....	29
VI.2.1. Les méthodes de prétraitement	29
VI.2.1.1. Détection des contours	29
VI.2.1.2. Histogramme.....	30
VI.2.1.3. Filtrage	31
VI.2.2. Technique de prétraitement des images pour améliorer la qualité d'image	31
VI.2.2.1 Réduction du bruit.....	31
VI.2.2.2. Amélioration du contraste.....	32
VI.2.2.3. Correction de l'éclairage	32
VI.3. Segmentation d'image.....	32
VI.3.1. Types de segmentation d'image médicale.....	33
VI.3.1.1. Segmentation par zone.....	33

VI.3.1.2. Segmentation par contour	34
VI.3.1.3. Segmentation par classification ou seuillage	34
IV.4. Interprétation des résultats en analyse d'images médicale	36
IV.4.1. Les outils nécessaires pour l'interprétions	36
VII. Les méthodes de traitement d'image.....	37
VII. 1. Méthodes classiques	37
VII.2. Méthodes intelligentes	38
VII.2.1 Techniques récentes et leurs applications en imagerie médicale	38
VII.2.2 Application aux images thoracique et détection de la pneumonie.....	38
VII.2.2.1 La pneumonie.....	38
VII.2.2.2 Classification automatique des maladies pulmonaires	40
VIII. Conclusion.....	41

CHAPITRE III : Intelligence artificielle

Introduction	42
I. Historique	42
II. Les principaux facteurs du développement rapide de l'Intelligence artificielle.....	42
II.1. L'amélioration des logiciels et des bibliothèques open-source (algorithme)	43
II.2. La disponibilité des données massive (big data).....	43
II.3. La puissance croissante des infrastructures matérielles	43
III. Les défis majeurs de l'Intelligence artificielle	44
III.1. 1. Le biais algorithmique et l'équité	44
III.2. La transparence et l'explicabilité des décisions.....	44
IV. Intérêt de l'Intelligence artificielle	45
IV.1. Programmation traditionnelle et Intelligence artificielle (différences fondamentales)	45
IV.2. La nécessité de l'Intelligence artificielle	47
IV.2.1 Amélioration de la précision diagnostique et réduction des erreurs	47
IV.2.2 Accélération du diagnostic et optimisation des ressources.....	47
IV.2.3 Personnalisation des traitements.....	48
IV.2.4 Assistance de la télémédecine et accès élargi aux soins	48
IV.2.5 Soutien à la recherche médicale et innovation	48

V. Machine Learning	48
V.1. Les données (big data)	49
V.2. Les algorithmes	49
V.2.1 Les méthodes d'apprentissage automatique	50
V.3. Le Matériel informatique (Hardware)	52
V.3.1 Processeurs graphiques (GPU)	53
V.3.2 Unités de traitement neuronal (NPU)	53
V.3.3 Unités de traitement tensoriel (TPU)	53
V.3.4 Le cloud	54
VI. Apprentissage profond (Deep Learning)	55
VI.1. Analyse Hiérarchique des Concepts Abordés	56
VII. Apprentissage profond fonctionnement	58
VII.1. Neurone artificiel et Neurone naturel	58
VII.1.1 Neurone naturel	58
VII.2. Neurone Artificiel	58
VIII. Le Perceptron	62
VIII.1. Qu'est-ce qu'un perceptron ?	62
VIII.2. Comment fonctionne-t-il ?	62
IX.3. Limites et points forts des perceptrons	63
IX. Discussion Limites et perspectives de l'IA en imagerie médicale	63
X. Conclusion	63

Chapitre IV : Implémentation et résultats

I. Introduction	64
II. Configuration logiciel et matériel	64
II.1. Configuration matériel	64
II.1.1. 1. Environnement local	64
II.1.2. 2. Environnement cloud (kaggle)	65
II.2. Configuration logiciel	65
II.2.1. Python	65
II.2.2. 2. Les bibliothèques utilisées	66
II.2.2.1. Tensorflow	66
II.2.2.2. Keras	66

II.2.2.3. Scikit-learn	67
II.2.2.4. Matplotlib	67
II.2.2.5. Tqdm.....	68
II.2.2.6. Caggle Datasets	68
III. Paramètres d'entraînement	69
IV. Préparations des données	69
IV.1. . Origine et organisation du dataset.....	69
IV.1.1. Ensemble d'entraînement (train)	71
IV.1.2. Ensemble de validation (validation).....	71
IV.1.3. Ensemble de test (test)	71
IV.2. Prétraitement des images.....	71
IV.3. Augmentation des données	72
IV.4. Gestion du déséquilibre des classes.....	72
V. Architecture et fonctionnement.....	72
VI. Reconnaissance des formes, textures et couleurs.....	73
VI.1. Formes	73
VI.2. Textures.....	73
VI.3. Couleurs	73
VII. Sauvegarder le model DenseNet 121	73
VII.1. La sauvegarde.....	73
VII.2. Enregistrement des formats spécifiques.....	73
VII.3. Stratégie	74
VII. Résultats expérimentaux.....	74
VIII Conclusion	82
Conclusion générale	83
Références bibliographiques	

Conclusion générale et perspectives

Ce travail de fin d'études s'inscrit dans le domaine en pleine évolution de l'imagerie médicale assistée par intelligence artificielle. Tout au long de ce mémoire, nous avons exploré l'apport des techniques de traitement d'image et de l'apprentissage automatique, en particulier les approches semi-supervisées, pour faciliter et améliorer l'analyse d'images médicales thoraciques.

Tout au long de ce mémoire, nous avons parcouru les bases de l'imagerie médicale, les techniques de traitement d'image, ainsi que les principes de l'intelligence artificielle, en nous concentrant plus particulièrement sur les approches semi-supervisées. L'objectif était clair : concevoir un système capable de détecter automatiquement certaines pathologies visibles sur les radiographies, avec un minimum d'intervention humaines.

Cependant, comme dans tout projet en intelligence artificielle appliquée à la santé, des limites existent : la qualité des données, le manque d'uniformité dans les annotations ou encore la difficulté à expliquer certaines décisions prises par les modèles. Cela montre qu'il reste encore du chemin à parcourir, mais aussi de nombreuses opportunités à saisir.

Pratiquement, ce travail met en lumière que l'intelligence artificielle ne vise pas à remplacer le médecin, mais bien à l'assister de manière efficace, en particulier dans un contexte où les professionnels de santé font face à une charge de travail croissante. Les résultats obtenus ouvrent de nombreuses perspectives d'évolution, que ce soit pour améliorer les performances des modèles, renforcer leur transparence, ou les étendre à d'autres modalités d'imagerie médicale. Ce projet s'inscrit ainsi dans un domaine technologique avec des avancées prometteuses. L'objectif final vise à faciliter le diagnostic des images thoraciques, d'améliorer la qualité des soins, du suivi, et une meilleure prise en charge des patients.

Le modèle développé dans ce travail constitue un premier pas menant à une solution fiable dans le cadre de la détection de la pneumonie. Les résultats obtenus confirment la pertinence de l'approche et ouvrent la voie à des applications cliniques prometteuses.

Cependant, plusieurs axes d'amélioration restent envisageables. Par exemple, l'enrichissement du jeu de données par l'ajout d'images plus variées et représentatives renforcerait encore la robustesse du modèle. L'intégration de techniques avancées d'augmentation et de régularisation, telles que *Mixup*, *CutMix* ou le *label smoothing*, permettrait de limiter davantage

le surapprentissage. De plus, l'extension vers une *classification multi-classes* offrirait la possibilité d'identifier non seulement la pneumonie mais aussi d'autres pathologies thoraciques, augmentant ainsi la valeur clinique du système. Enfin, l'intégration de méthodes d'**explicabilité** comme *Grad-CAM* contribuerait à une meilleure interprétation des résultats et renforcerait la confiance des praticiens dans l'utilisation du modèle.

La bibliographie :

- [1] Société Française de Radiologie. Présentation et activités de la SFR. Site institutionnel. Société Française de Radiologie, Paris, 2020. <https://www.sfrnet.org>
- [2] Ming Li, Yanyan Jiang, Ying Zhang, Hong Zhu. Medical Image Analysis Using Deep Learning Algorithms. Article de revue. Frontiers in Public Health, Université de Pékin, 2023.
- [3] Wilhelm Röntgen. Über eine neue Art von Strahlen. Article scientifique. Würzburg Physik-Medizinische Gesellschaft, 1895. <https://nobelprize.org/prizes/physics/1901/roentgen>
- [4] E.M. Skanse, B.N. Evans, R.D. Evans. Treatment of Hyperthyroidism with Radioactive Iodine (I-130, I-131). Revue scientifique, Radiology, vol. 51(4), 1948, p. 558–564.
- [5] Steve Webb. The contribution, history, impact and future of physics in medicine. Acta Oncologica, n°48, 2009, p.169–177.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1278321809001449>
- [6] Bushong S.C. Radiologic Science for Technologists: Physics, Biology, and Protection. 11^e éd. Elsevier Health Sciences, 2016.
- [7] Mustafa A. Mafraji. Radiographie conventionnelle. Article médical, Rush University Medical Center, 2023.
- [8] Régent D., Mandry D., Croise-Laurent V., Oliver A., Jausset F., Lombard V. Production des rayons X en imagerie par projection et en scanographie. EMC Radiologie et imagerie médicale, 2013. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1278321809001449>
- [9] Tourbai Mouna, Toukali Hala. Rayons X : principe et applications. Mémoire de licence, Université El Bachir El Ibrahimy, Bordj Bou Arreridj, 2013.
- [10] AT2E Medical. Fonctionnement du tube à rayons X. Site technique, 2023. <https://www.at2e-medical.com/tube-a-rayon-x-fonctionnement>
- [11] ResearchGate. Schéma d'un tube à rayons X. Plateforme de recherche, 2022. https://www.researchgate.net/figure/Schema-dun-tube-a-RX_fig13_352689643
- [12] Y. Attaf. Étude des appareils médicaux et application au scanner. Mémoire de fin d'études, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2014.
- [13] Kebabla Mebarek. Cours d'imagerie médicale – chapitre 1. Document universitaire, Université Batna 2, 2024. https://staff.univ-batna2.dz/sites/default/files/kebabla-mebarek/files/imagerie_ch1.pdf
- [14] Info-radiologie.ch. Tomodensitométrie axiale (scanner). Site d'information médicale, Carouge (Suisse), 2025. <https://www.info-radiologie.ch>
- [15] Institut National du Cancer (INCa). Comment se déroule un scanner ? Site d'information médicale, Boulogne-Billancourt (France), 2020. <https://www.e-cancer.fr>
- [16] Bates S., Beckmann L., Thomas A., Waltham R. Godfrey Hounsfield : Intuitive Genius of CT. Ouvrage scientifique, British Institute of Radiology, 2012.

- [17] Kalender W.A. Spiral (Helical) CT : Principles, Techniques, and Applications. Livre, Springer-Verlag, 1995.
- [18] ResearchGate. Comparaison entre un scanner classique et un scanner hélicoïdal. Article en ligne, 2020. https://www.researchgate.net/figure/Comparaison-entre-un-scanner-classique-et-un-scanner-helicoidal_fig5_265010030
- [19] Gezali A., Haned A. Étude générale d'un appareil d'imagerie par résonance magnétique (IRM). Mémoire de fin d'études, Institut National Spécialisé en Formation Professionnelle, 2011.
- [20] Kribaa F.Z. Analyse des images médicales. Mémoire de fin d'études, Université Mohamed Khider – Biskra, 2021.
- [21] TPE Échographe LCCE. Fonctionnement et principes de l'échographe. Site éducatif, 2024. <https://tpe-echographe-lcce-06.websself.net/echographe>
- [22] Moad M.S., Kafi M.R., Khaldi A. Medical Image Watermarking for Secure eHealthcare Applications. Multimedia Tools and Applications, mai 2022. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12004-0>
- [23] KISSOUN Farida, ROUIFED Chahira. Watermarking et compression d'images numériques : Applications aux images médicales. Mémoire de fin d'études, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2012.
- [24] Amine K., Fares K., Redouane M., Salah E. Medical Image Watermarking for Telemedicine Application Security. Journal of Circuits, Systems and Computers, vol. 31, no 5, 2022. <https://doi.org/10.1142/S0218126622500979>
- [25] Tallah Sara Khalf. Introduction à l'imagerie médicale. Mémoire de Master, Université Mohamed Khider – Biskra, 2020.
- [26] Korean Journal of Radiology. Comprehensive Review of Radiology Advances. Korean J Radiol, vol. 20(3), 2019. <https://doi.org/10.3348/kjr.2018.0469>
- [27] Ahmed D. Détection de contours dans les images bruitées avec dérivation non entière. Mémoire de fin d'études, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2008.
- [28] Diagnologic. Métastases pulmonaires et hépatiques au scanner. Banque d'images médicales, 2023. <https://legacy.diagnologic.com/metastase-parenchyme-pulmonaire-foie-scanner-3611-e6233e610d4312c-478.jpg>
- [29] Kim W., Jeong J., You J. Contrast Enhancement Using Histogram Equalization Based on Logarithmic Mapping. Optical Engineering, vol. 51(6), 2012. <https://doi.org/10.1117/1.OE.51.6.067001>
- [30] Arganda-Carreras I., Kaynig V., Rueden C., Eliceiri K.W. Trainable Weka Segmentation : A Machine Learning Tool for Microscopy Pixel Classification. Bioinformatics, vol. 33, no. 15, 2017. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btx180>
- [31] StatCan. Illustration de la segmentation d'images – data science. Site institutionnel, 2022. <https://www.statcan.gc.ca/sites/default/files/images/data-science-image-segmentationfigure1french.png>

- [32] Patil D.D., Deore S.G. Medical Image Segmentation : A Review. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 2(1), 2013.
- [33] Bourkache N. Optimisation de la méthode d'indexation et de recherche d'informations par le contenu basé sur la technique multimodale. Thèse de doctorat, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2023.
- [34] He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- [35] Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv preprint*, 2014. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>
- [36] Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 2012. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- [37] Szegedy C., Liu W., Jia Y., Sermanet P., Reed S., Anguelov D., Erhan D., Vanhoucke V., Rabinovich A. Going Deeper with Convolutions (Inception). *IEEE CVPR*, 2015. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>
- [38] Bourkache N., Laghrouche M., Lahdir M., Sidhom S. Images Indexing and Matched Assessment of Semantics and Visuals Similarities Applied to a Medical Learning X-ray Image Base. *Journal of X-Ray Science and Technology*, vol. 30(5), 2022. <https://doi.org/10.3233/XST-221180>
- [39] StudySmarter. Interprétation d'images médicales – notions essentielles. Ressource en ligne, 2025. <https://www.studysmarter.fr/resumes/medecine/imagerie-et-radiologie/interpretation-dimages/>
- [40] Li et al. Reconstruction volumétrique et localisation tumorale 3D à partir d'une image de projection. *Étude en radiothérapie*, 2010.
- [41] Ronneberger O. et al. U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Article de conférence, 2015.
- [42] Smith K., Jajodia S., Swarup V., Hoyt J., Hamilton G., Faatz D., Cornett T. Enabling the Sharing of Neuroimaging Data through Well-Defined Intermediate Levels of Visibility. *NeuroImage*, vol. 22(4), 2004. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2004.03.048>
- [43] Varma D.R. Managing DICOM Images : Tips and Tricks for the Radiologist. *Indian Journal of Radiology and Imaging*, vol. 22(1), 2012. <https://dx.doi.org/10.4103/0971-3026.95396>
- [44] Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention Society (MICCAI). *Proceedings and Research Articles*. Site institutionnel, 2025. <https://www.miccai.org>
- [45] Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. Livre, MIT Press, 2016. <https://www.deeplearningbook.org>
- [46] LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning. *Nature*, vol. 521, 2015, p. 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

- [47] Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Livre, Springer, 2006.
- [48] Patil, D. D., & Deore, S. G. Medical Image Segmentation: A Review. Article de revue. International Journal of Computer Science and Mobile Computing, Université de Pune, 2013.
- [49] Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. Livre, O'Reilly Media, 3e édition, 2022.
- [50] Brownlee J. Deep Learning for Computer Vision. Ebook, Machine Learning Mastery, 2019. <https://machinelearningmastery.com/deep-learning-for-computer-vision/>
- [51] Khan A., Sohail A., Zahoor U., Qureshi A.S. A Survey of the Recent Architectures of Deep Convolutional Neural Networks. Artificial Intelligence Review, 2020. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09825-6>
- [52] Albawi S., Mohammed T.A., Al-Zawi S. Understanding of a Convolutional Neural Network. International Conference on Engineering and Technology (ICET), 2017. <https://doi.org/10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186>
- [53] Musher, David M., Thorner, Adam R. Community-Acquired Pneumonia. Article de revue. The New England Journal of Medicine, vol. 371, no. 17, 2014, pp. 1619–1628. DOI : 10.1056/NEJMra1312885.
- [54] Futura Sciences. Diagnostiquer une pneumonie en écoutant la toux. Article en ligne. Site : Futura Sciences, 2019. <https://www.futura-sciences.com/sante/actualites/sante-diagnostiquer-pneumonie-ecoutant-toux-47450/>
- [55] Mandell, Gerald L., Douglas, Richard G., Bennett, John E. Principles and Practice of Infectious Diseases. Chapitre : Pneumonies bactériennes. Ouvrage scientifique, 9^e édition. Elsevier, 2020.
- [56] Simon, P. Pneumonies communautaires : approche diagnostique et thérapeutique. Article de revue. Louvain Médical, vol. 138 no. 4, 2019, pp. 10–17. <https://www.louvainmedical.be/sites/default/files/content/article/pdf/lm-04-2019-10simon.pdf>
- [57] Litjens, Geert, Kooi, Thijs, Bejnordi, Babak E., Setio, Arnaud A. A., Ciompi, Francesco, Ghafoorian, Mohsen, et al. A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis. Article de revue. Medical Image Analysis, Université Radboud (Pays-Bas), vol. 42, 2017, pp. 60–88.
- [58] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. MICCAI, 2015. <https://arxiv.org/abs/1505.0459>
- [59] Isola P., Zhu J.Y., Zhou T., Efros A.A. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks (Pix2Pix). IEEE CVPR, 2017. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.632>
- [60] Radford A., Metz L., Chintala S. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. arXiv preprint, 2015. <https://arxiv.org/abs/1511.06434>
- [61] Kingma D.P., Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes. arXiv preprint, 2013. <https://arxiv.org/abs/1312.6114>
- [62] Ioffe S., Szegedy C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. arXiv preprint, 2015. <https://arxiv.org/abs/1502.03167>

- [63] Russell, Stuart J., & Norvig, Peter. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Ouvrage scientifique. Pearson Education, 4^e édition, 2021.
- [64] Srivastava N., Hinton G., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R. Dropout : A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. Journal of Machine Learning Research, vol. 15, 2014, p. 1929–1958. <https://jmlr.org/papers/v15/srivastava14a.html>
- [65] Kingma D.P., Ba J. Adam : A Method for Stochastic Optimization. arXiv preprint, 2015. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [66] Google Developers. TensorFlow: An End-to-End Open Source Machine Learning Platform. Site web, 2024. <https://www.tensorflow.org>
- [67] Russell, Stuart J., & Norvig, Peter. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Ouvrage scientifique. Pearson Education, 4^e édition, 2021.
- [68] Coursera. Deep Learning Specialization. Université Stanford, plateforme en ligne, 2023. <https://www.coursera.org/specializations/deep-learning>
- [69] Qure.ai. AI in Healthcare : Applications and Benefits. Site web, 2025. <https://qure.ai>
- [70] NVIDIA.CUDAToolkitDocumentation.Siteweb, 2024. <https://developer.nvidia.com/cuda-toolkit>
- [71] Nielsen M. Neural Networks and Deep Learning. Livre numérique, 2015. <http://neuralnetworksanddeeplearning.com>
- [72] IBM. Qu'est-ce qu'un GPU ? Site web, 2025. <https://www.ibm.com/fr-fr/topics/gpu>
- [73] Chen, Min, Mao, Shiwen, & Liu, Yunhao. Big Data: A Survey. Article de revue. Mobile Networks and Applications, Université Huazhong de Science et Technologie, vol. 19, no. 2, 2014, pp. 171–209.
- [74] Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Article de revue. Nature, vol. 542, 2017, pp. 115–118.
- [75] Abadi M., Barham P., Chen J., et al. TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning.OSDIConferenceProceedings,2016. <https://www.usenix.org/system/files/conference/osdi16/osdi16-abadi.pdf>
- [76] Kaggle. Medical Image Segmentation Datasets. Plateforme de données, 2024. <https://www.kaggle.com/datasets>
- [77] Nickolls, John, Buck, Ian, Garland, Michael, & Skadron, Kevin. Scalable Parallel Programming with CUDA. Article de revue. ACM Queue, NVIDIA Corporation, vol. 6, no. 2, 2008.
- [78] OpenAI. Python pour le Machine Learning. Documentation en ligne, 2024. <https://platform.openai.com/docs>
- [79] ScienceDirect. Convolutional Neural Networks in Radiology. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2022. <https://www.sciencedirect.com>

- [80] IEEE Xplore. AI and Medical Image Analysis. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2023. <https://ieeexplore.ieee.org>
- [81] SpringerLink. Recent Advances in AI for Medical Imaging. Artificial Intelligence Review, 2023. <https://link.springer.com>
- [82] ResearchGate. Deep Learning-Based Segmentation Methods for Biomedical Images. Publication scientifique, 2024. <https://www.researchgate.net>
- [83] HAL Archives Ouvertes. Méthodes d'apprentissage profond pour la segmentation d'images médicales. Thèse de doctorat, 2022. <https://hal.archives-ouvertes.fr>
- [84] Nature. AI-Driven Diagnostic Imaging : Challenges and Opportunities. Nature Machine Intelligence, vol. 6, 2024. <https://www.nature.com/natmachintell/>
- [85] European Commission. Ethical Guidelines for Trustworthy AI. Document officiel, Commission Européenne, 2020. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>
- [86] Chollet, François. Deep Learning with Python (2nd ed.). Ouvrage. Manning Publications, 2021.
- [87] Kandel, Eric R., Schwartz, James H., Jessell, Thomas M., Siegelbaum, Steven A., Hudspeth, A. J. Principles of Neural Science (5^e édition). Ouvrage. McGraw-Hill Education, Université Columbia, 2013.
- [88] Kandel, Eric R., Schwartz, James H., Jessell, Thomas M., Siegelbaum, Steven A., Hudspeth, A. J. Principles of Neural Science (5^e édition). Ouvrage. McGraw-Hill Education, Université Columbia, 2013.
- [89] Bear, Mark F., Connors, Barry W., Paradiso, Michael A. Neuroscience: Exploring the Brain (4^e édition). Ouvrage. Wolters Kluwer, Université Brown, 2016.
- [90] Wang, Xiaosong, Peng, Yifan, Lu, Le, Lu, Zhiyong, Bagheri, Mohammadhadi, Summers, Ronald M. ChestX-ray8: Hospital-scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases. Article de conférence. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), National Institutes of Health (NIH), 2017.