الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد – تلمسان –
Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE

MEMOIRE

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

En : Génie biomedical

Spécialité : Informatique biomédical et hospitalière
Par : HADJ HENNI Assia

Sujet

Détection automatique de la pneumonie à partir des images radiologiques thoracique par le Deep Learning

Soutenu publiquement, le 23/ 06 /2026, devant le jury composé de :

Mme Iles Amel	Pr	Université de Tlemcen	Président
Mme MEZIANI Fadia	MCA	Université de Tlemcen	Examinateur
Mme BENCHAIB Yasmine	MCA	Université de Tlemcen	Encadreur

Année universitaire : 2025 /2026

REMERCIMENTS

Avant tout, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Allah le Tout-Puissant pour m'avoir donné la force, la patience et la persévérance nécessaires pour mener ce travail à son terme.

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à mon encadreur, Madame Benchaib Yasmine, pour son accompagnement, ses précieux conseils, son professionnalisme ainsi que la confiance qu'elle m'a accordée tout au long de la réalisation de ce mémoire. Son soutien et ses orientations ont grandement contribué à l'aboutissement de ce travail.

J'adresse également mes vifs remerciements aux membres du jury, Madame Iles et Madame Meziani, pour l'honneur qu'elles me font en acceptant d'évaluer ce travail. Je suis reconnaissante pour le temps qu'elles ont consacré à son examen ainsi que pour leurs remarques et recommandations qui contribueront à son amélioration.

Je souhaite exprimer une reconnaissance toute particulière à mon grand frère, Abdennour, pour son aide, ses conseils avisés, son soutien constant et ses encouragements tout au long de ce projet. Son expérience académique et scientifique, couronnée par l'obtention de son doctorat l'année dernière, a été pour moi une véritable source d'inspiration et de motivation.

Mes remerciements s'adressent également à tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation universitaire et à l'acquisition des connaissances qui m'ont permis de réaliser ce travail.

Enfin, je remercie chaleureusement ma famille, mes proches et toutes les personnes qui m'ont soutenue, de près ou de loin, durant mon parcours universitaire et la réalisation de ce mémoire.

Dédicaces

Je dédie tout d'abord ce travail à moi-même.

À moi, pour avoir trouvé la force de continuer malgré les difficultés, les moments de doute, les épreuves et les défis rencontrés tout au long de mon parcours. Pour tous les efforts fournis, les sacrifices consentis, les nuits de travail et la persévérance qui m'ont permis d'atteindre cet objectif. Ce mémoire représente l'aboutissement d'années de travail, de détermination et de confiance en l'avenir.

À mon père, qui a toujours cru en moi et en mes capacités. Sa confiance, son soutien et son espoir inébranlable ont été une source de motivation précieuse tout au long de mon parcours. Je le remercie sincèrement pour tous les sacrifices qu'il a consentis afin de me permettre de réussir.

À ma mère, pour son amour infini, sa tendresse, sa patience et ses encouragements constants. Merci d'avoir toujours été présente à mes côtés, dans les moments de joie comme dans les moments les plus difficiles.

À ma sœur Anfel. Merci pour ton affection, ton soutien et ta présence tout au long de mon parcours. Tes encouragements, ton écoute et ta confiance en moi m'ont souvent aidée à avancer dans les moments de doute. Je te souhaite une vie remplie de bonheur, de réussite et d'épanouissement.

À mon frère Iqbal, Je te remercie pour ton soutien, tes encouragements et l'attention que tu m'as toujours portée. Je te souhaite tout le succès et le bonheur que tu mérites.

À la personne qui partage ma vie, qui a toujours été présent dans les bons comme dans les mauvais moments, qui m'a soutenue, encouragé et aidé à garder confiance en moi lorsque les difficultés semblaient insurmontables. Merci pour ta patience, ta compréhension, ton affection et pour avoir toujours cru en ma réussite.

À toute ma famille ainsi qu'à toutes les personnes qui m'ont soutenue et encouragée de près ou de loin durant ce parcours.

Je dédie ce travail avec une profonde reconnaissance, beaucoup d'amour et une immense gratitude à toutes ces personnes qui ont contribué à ma réussite.

Sommaire

REMERCIMENTS I
Dédicaces II
Sommaire III
Listes des figures VI
Liste des tableaux VII
Résumé VIII
Abstract IX
الملخص X
Introduction générale 11

1. PHYSIOPATHOLOGIE PLMONAIRE ET DIAGNOSTIQUE RADIOGRAPHIQUE : ETUDE THEORIQUE 14

1.1 Introduction : 14

1.2 Anatomie et physiologie du système respiratoire : 14
1.2.1 Anatomie du système respiratoire : 14
1.2.2 Physiologie respiratoire : 15
1.2.3 Pneumonie : 16
1.2.3.1 Type de pneumonie : 17
1.2.3.2 Selon l'agent infectieux : 17
1.2.3.3 Selon le lieu de contraction : 18
1.2.3.4 Selon la localisation pulmonaire : 18
1.2.4 Diagnostic de la pneumonie et modalités d'imagerie : 19
1.2.4.1 Interrogatoire et examen clinique : 19
1.2.4.2 Contribution de l'imagerie médicale au diagnostic de la pneumonie : 20
1.2.5 Modalités d'imagerie dans la pneumonie : 20
1.2.5.1 Radiographie thoracique (X-ray) : 21
1.2.5.2 Tomodensitométrie (Scanner thoracique) : 22
1.2.5.3 Échographie thoracique 23
1.2.6 Radiographies thoraciques et bases de données : 24

1.3 Conclusion : 25

2. ÉTAT DE L'ART DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE POUR LA DETECTION DE LA PNEUMONIE PAR IMAGERIE MEDICALE 27

2.1 Introduction : 27

2.2 Intelligence artificielle et paradigme d'apprentissage : 27
2.2.1 Définition de l'IA : 27
2.2.2 Type d'IA : 28
2.2.3 Paradigme d'apprentissage : 28

2.3 Apprentissage profond (deep learning) : 30

2.4 Réseau de neurones convolutifs (CNN) : 30

2.5 Modèles existants basés sur les réseaux de neurones convolutifs : 31
2.5.1 VGG (Visual Geometry Group) : 31
2.5.2 ResNet (Residual Networks) : 32
2.5.3 DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks): 33
2.5.4 MobileNet: 34
2.5.5 Tableau comparatif: 35

2.6 L'apprentissage par transfert (Transfer Learning) : 35
2.6.1 Stratégies de transfert : 37
2.6.1.1 Extraction de caractéristiques (features extraction) : 37
2.6.1.2 Fine_tuning partiel : 37
2.6.1.3 Fine_tuning complet : 37
2.6.1.4 Avantages de l'apprentissage par transfert : 38

2.7 Etat de l'art : 39
2.7.1 Introduction : 39
2.7.2 Travaux connexes : 39

2.8 Conclusion : 46

3. METHODOLOGIE, DEVELOPPEMENT ET ANALYSE DES PERFORMANCES DU MODELE PROP 48

3.1 Introduction : 48

3.2 Environnement Expérimental : 48
3.2.1 Plateforme Matérielle : 48
3.2.2 Environnement logiciel : 49
3.2.3 Configuration Expérimentale : 50

3.3 Présentation de la base de données : 51
3.3.1 Kermany Chest X-Ray : 51
3.3.2 Muhammad Rehan Chest X-Ray Dataset: 52
3.3.3 Repartition des classes: 52
3.3.4 Prétraitement des images: 53
3.3.5 Data augmentation: 54

3.4 Premier modèle : MobileNetV2 55
3.4.1 Architecture et apprentissage par transfert : 55
3.4.2 Résultats obtenues et interprétation : 56

3.5 Deuxième modèle : DenseNet121 57
3.5.1 Architecture et apprentissage par transfert : 57
3.5.2 Résultats obtenus et interprétation : 58

3.6 Proposition du modèle hybride MobileNetV2–DenseNet121 : 59

3.6.1 Motivation de la fusion : 59
3.6.2 Architecture proposée : 60
3.6.3 Mécanisme de régularisation : 61
3.6.4 Fusion des caractéristiques : 62
3.6.5 Schéma de l'architecture : 62

3.7 Résultats du modèle hybride et interprétation : 63
3.7.1 Résultats de Kermany Chest X-Ray : 63
3.7.2 Résultats de Muhammad Rehan Chest X-Ray Dataset : 66
3.7.3 Comparaison entre les résultats des deux bases de données : 68

3.8 Comparaison avec l'état de l'art : 70

3.9 Conclusion : 71
Conclusion générale 72
Listes des références 73
Liste de référence des figures 77
Liste de référence des tableaux 78

Listes des figures

Figure 1. Anatomie des poumons humains [1]. 15
Figure 2. Schéma illustrant les échanges gazeux entre les alvéoles pulmonaires et les capillaires sanguins. [2] 16
Figure 3. Illustration de la pneumonie avec accumulations de liquide dans les alvéoles pulmonaires [3]. 17
Figure 4. Exemple de radiographie thoracique montrant une pneumonie caractérisée par des opacités pulmonaires (encerclées en rouge) comparée à une radiographie normale. [4] 20
Figure 5. Exemple d'une radiographie thoracique montrant une pneumonie avec opacité pulmonaire [5]. 22
Figure 6. Coupe axiale de tomodensitométrie (TDM) thoracique illustrant la présence d'opacités pulmonaires (flèches rouges) [6] 23
Figure 7. Exemple d'échographie pulmonaire : zones pathologiques [7] 24
Figure 8. Classification des types d'intelligence artificielle 28
Figure 9. Classification des paradigmes d'apprentissage [9] 29
Figure 10. Schéma du processus de l'apprentissage profond 30
Figure 11. Structure d'un bloc résiduel dans l'architecture RESNET [10] 33
Figure 12. Structure de DenseNet basée sur des connexions denses entre les couches [11] 34
Figure 13. Convolution séparable en profondeur dans l'architecture MobileNet [12] 35
Figure 14. Matrice de confusion du modèle de classification des radiographies thoraciques (NORMAL vs PNEUMONIA) MobilenetV2 56
Figure 15. Matrice de confusion du modèle de classification des radiographies thoraciques (NORMAL vs PNEUMONIA) Densenet 58
Figure 16. Hypothèse centrale de la fusion des deux modèles MobilnetV2 et Densenet121 60
Figure 17. Architecture de fusion proposée 61
Figure 18. Schéma de l'architecture proposée combinant MobileNetV2 et DenseNet121 63
Figure 19. Matrice de confusion du modèle hybride BD1 64
Figure 20. Courbe ROC du modèle hybride BD1 65
Figure 21. Matrice de confusion du modèle hybride BD2 67
Figure 22. Courbe ROC du modèle hybride BD2 68
Figure 23. Comparaison des courbes ROC du modèle hybride BD1 et BD2 69

Liste des tableaux

Tableau 1 : Comparaison des types de pneumonie selon l'agent et la localisation [1] 19
Tableau 2 : Analyse comparative des architectures CNN populaires basées sur leurs caractéristiques structurelles et leurs performances [2] 35
Tableau 3 : Stratégies de l'apprentissage par transfert et leurs conditions d'application [3] 36
Tableau 4 : Répartition des images par sous-ensemble et par classe 51
Tableau 5 : Répartition des bases de données utilisées 53
Tableau 6: Augmentation des données 54
Tableau 7 : Résultats du modèle MobilenetV2 56
Tableau 8 : Résultat du modèle Densenet121 58
Tableau 9 : Résultat du modèle hybride bd1 64
Tableau 10 : Résultat du modèle hybride bd2 66
Tableau 11 : Comparaison des Résultats du modèle hybride pour les deux bases de données 68
Tableau 12 : Comparaison des Résultats du modèle hybride pour les deux bases de données 70

Résumé

Ce travail de recherche est consacré au développement d'un système automatisé d'aide au diagnostic médical, conçu pour identifier la pneumonie sur des radiographies thoraciques à l'aide de l'apprentissage profond, afin de pallier les limites liées à la fatigue visuelle et à la subjectivité de l'interprétation humaine. Pour y parvenir, une approche originale d'architecture hybride a été mise au point en combinant deux réseaux de neurones convolutifs complémentaires : MobileNetV2, exploité pour sa structure légère et sa rapidité de calcul, et DenseNet121, sélectionné pour sa capacité à préserver et propager les caractéristiques médicales complexes à travers ses connexions denses. Entraîné et évalué sur une base de données consolidée issue des répertoires publics Kermany et Muhammad Rehan, ce modèle fondé sur la fusion de caractéristiques a démontré des performances supérieures à celles des architectures standards utilisées de manière isolée. Les résultats confirment la robustesse, la stabilité et l'excellente capacité de généralisation de cette solution, validant ainsi son fort potentiel en tant qu'outil informatique d'aide à la décision fiable pour seconder efficacement les radiologues et optimiser la prise en charge des patients en milieu clinique.

Mots-clés : Pneumonie, radiographie thoracique, apprentissage profond, intelligence artificielle, réseau de neurones convolutif (CNN), MobileNetV2, DenseNet121, architecture hybride, fusion de caractéristiques, diagnostic assisté par ordinateur (CAD), imagerie médicale.

Abstract

This research focus on the development of an automated computer-aided diagnosis system designed to identify pneumonia from chest radiographs using deep learning, thereby addressing the challenges associated with human interpretation variability and diagnostic subjectivity. To achieve this, a novel hybrid architecture was developed by fusing the feature representations extracted simultaneously from two distinct convolutional neural networks: MobileNetV2, selected for its computational efficiency and lightweight design, and DenseNet121, chosen for its capacity to leverage dense connectivity to extract complex medical patterns. Trained and validated on a combined dataset from the Kermany and Muhammad Rehan repositories, the proposed hybrid framework successfully outperformed standalone models. The experimental outcomes demonstrate high robustness, stability, and strong generalization capability, confirming the potential of this fused network as a reliable decision-support tool to assist clinical professionals and improve diagnostic accuracy in healthcare environments.

Keywords: Pneumonia, chest X-ray, deep learning, artificial intelligence, convolutional neural network (CNN), MobileNetV2, DenseNet121, hybrid architecture, feature fusion, computer-aided diagnosis (CAD), medical imaging.

الملخص

يُخصَّص هذا العمل البحثي لتطوير نظام آلي مساعد للتشخيص الطبي، صُمِّم للكشف عن مرض الالتهاب الرئوي (ذات الرئة) من خلال صور الأشعة السينية للصدر، بالاعتماد على تقنيات التعلم العميق، وذلك بهدف تجاوز القيود المرتبطة بالإجهاد البصري والتقدير الذاتي الناتج عن التفسير البشري للصور الطبية.

ولتحقيق هذا الهدف، تم تطوير مقاربة مبتكرة تعتمد على بنية هجينة تجمع بين شبكتين عصبيتين التفافيتين متكاملتين: شبكة موبايل نت الإصدار الثاني(MobileNetV2) ، التي تم اختيارها بفضل بنيتها الخفيفة وسرعة معالجتها للبيانات، وشبكة دينس نت 121(DenseNet121) ، التي تتميز بقدرتها العالية على الحفاظ على الخصائص الطبية المعقدة ونقلها عبر طبقاتها بفضل الاتصالات الكثيفة بين مكوناتها.

وقد تم تدريب هذا النموذج وتقييمه باستخدام قاعدة بيانات موحَّدة تم إنشاؤها من خلال دمج مجموعتي البيانات العموميتين كيرماني (Kermany) ومحمد ريحان .(Muhammad Rehan) وأظهرت النتائج أن النموذج القائم على دمج الخصائص المستخرجة من الشبكتين حقق أداءً أفضل مقارنة بالنماذج القياسية المستخدمة بشكل منفصل.

كما أكدت النتائج متانة النموذج واستقراره وقدرته الممتازة على التعميم على بيانات جديدة، مما يبرز إمكاناته الكبيرة كأداة معلوماتية موثوقة لدعم اتخاذ القرار الطبي. وبذلك يمكن لهذا النظام أن يساهم بفعالية في مساعدة أطباء الأشعة على تحسين دقة التشخيص وتسريع عملية الكشف عن الالتهاب الرئوي، بما ينعكس إيجاباً على جودة الرعاية الصحية وتحسين التكفل بالمرضى داخل المؤسسات الاستشفائية.

الكلمات المفتاحية :الالتهاب الرئوي، الأشعة السينية للصدر، التعلم العميق، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية الالتفافية (CNN)، موبايل نت الإصدار الثاني(MobileNetV2) ، دينس نت 121(DenseNet121) ، البنية الهجينة، دمج الخصائص، التشخيص بمساعدة الحاسوب(CAD) ، التصوير الطبي.

Introduction générale

Les infections respiratoires constituent un problème majeur de santé publique à l'échelle mondiale en raison de leur fréquence élevée et de leurs conséquences parfois graves. Parmi elles, la pneumonie est l'une des pathologies respiratoires les plus répandues et les plus dangereuses. Elle se caractérise par une infection aiguë des poumons entraînant une inflammation des tissus pulmonaires et une altération des échanges gazeux. En l'absence d'un diagnostic précoce et d'une prise en charge adaptée, la pneumonie peut évoluer vers des complications sévères, voire entraîner le décès du patient. L'augmentation du nombre de cas, notamment dans les milieux hospitaliers et les régions à ressources limitées, rend indispensable l'amélioration des méthodes de diagnostic. La radiographie thoracique est l'examen d'imagerie médicale le plus couramment utilisé pour le diagnostic de la pneumonie. Elle est largement accessible, permet de visualiser les anomalies pulmonaires associées à cette pathologie. Cependant, l'interprétation des images radiographiques thoraciques reste une tâche complexe et dépend fortement de l'expérience du radiologue. Les signes radiologiques de la pneumonie peuvent être discrets, variables d'un patient à un autre ou similaires à ceux d'autres maladies pulmonaires. Cette situation peut entraîner des erreurs d'interprétation, une variabilité entre observateurs et des retards dans la prise de décision clinique.

Le développement rapide des technologies informatiques et la numérisation croissante des données médicales ont favorisé l'émergence de nouvelles solutions basées sur l'intelligence artificielle. Dans ce contexte, le deep learning s'est imposé comme une approche performante pour l'analyse automatique des images médicales. Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) ont montré de très bons résultats dans la classification des images médicales, en particulier dans le domaine de l'imagerie thoracique. L'utilisation du deep learning pour la détection de la pneumonie à partir des radiographies thoraciques représente ainsi une solution prometteuse pour le diagnostic assisté par ordinateur. Ces modèles permettent d'automatiser le processus de classification, d'identifier des motifs radiologiques pertinents et de fournir une aide objective à la décision médicale. Toutefois, la classification automatique des radiographies thoraciques reste un défi majeur en raison de la diversité des images, de la similarité entre

certaines structures pulmonaires normales et pathologiques. De plus, les méthodes classiques de classification montrent leurs limites face à la complexité des données, ce qui soulève la question de la capacité des modèles de deep learning à assurer une détection fiable, précise et généralisable de la pneumonie à partir des images radiographiques thoraciques dans un contexte clinique réel.

Dans ce cadre, ce mémoire porte sur la détection automatique de la pneumonie à partir des images radiographiques thoraciques en utilisant des techniques de deep learning. Il s'intéresse particulièrement à l'utilisation des réseaux de neurones convolutionnels pour la classification des radiographies thoraciques normales et pathologiques. L'objectif de ce travail est de concevoir, entraîner et évaluer un modèle de classification basé sur le deep learning, d'analyser ses performances à l'aide de métriques appropriées et de mettre en évidence son potentiel en tant qu'outil d'aide à la décision destiné à soutenir les professionnels de santé dans le diagnostic précoce et fiable de la pneumonie. Ce mémoire est structuré en trois chapitres :

Le chapitre 01 : présente le cadre médical, incluant l'anatomie pulmonaire, la définition et les types de la pneumonie, ainsi que les méthodes de l'imagerie médicale utilisées pour le diagnostic et la prise de décision clinique.

Le chapitre 02 : est consacré à l'état de l'art, où sont présentés les principaux travaux liés à la détection de la pneumonie à partir des radiographies thoraciques, ainsi que l'importance du deep learning et ces différents modèles, en mettant l'accent sur celles qui constituent le fondement de notre étude.

Le chapitre 03 : décrit la partie expérimentale, comprenant l'architecture du système proposé, la méthodologie adoptée et les résultats obtenus.

Chapitre 01 : physiopathologie pulmonaire et diagnostique radiographique : étude théorique

1.1 Introduction :

Le système respiratoire joue un rôle essentiel dans le maintien de la vie, en permettant les échanges gazeux nécessaires à l'oxygénation du sang et à l'élimination du dioxyde de carbone. Son interaction constante avec l'air ambiant expose les voies respiratoires à une multitude de micro-organismes et de substances polluantes, les rendant particulièrement vulnérables aux infections et aux maladies. Parmi celles-ci, les maladies pulmonaires infectieuses constituent un problème majeur de santé publique en raison de leur fréquence, de leur contagiosité et de leur potentiel de complication, surtout chez les nourrissons, les personnes âgées et les patients immunodéprimés [1,2].

La pneumonie, infection aiguë du parenchyme pulmonaire, occupe une place centrale parmi ces affections. Elle provoque une inflammation des alvéoles et des bronchioles, perturbant les échanges gazeux et entraînant des symptômes respiratoires caractéristiques. Son diagnostic précoce et précis est crucial pour réduire la morbidité et la mortalité associées [3]. Ce chapitre propose une présentation théorique de l'anatomie pulmonaire, de la physiopathologie de la pneumonie et de ses différents types, en mettant en évidence leurs effets sur la respiration. Il examine également les principales méthodes d'imagerie médicale utilisées pour le diagnostic et le suivi des maladies pulmonaires, avec un accent particulier sur la radiographie thoracique des bases de données annotées, indispensables pour l'entraînement des modèles de Deep Learning dans le cadre d'une détection automatisée de la pneumonie.

1.2 Anatomie et physiologie du système respiratoire :

1.2.1 Anatomie du système respiratoire :

Les poumons sont des organes spongieux et élastiques qui occupent l'ensemble de la cavité thoracique. Bien qu'ils soient présents par paire, ils présentent des différences morphologiques et anatomiques : le poumon droit est généralement plus volumineux et comporte trois lobes, tandis que le poumon gauche est plus petit et possède deux lobes pour laisser place au cœur. Chaque poumon occupe un hémithorax et est séparé du côté opposé par le médiastin, qui contient le cœur, la trachée, les gros vaisseaux et d'autres structures vitales. Les poumons sont suspendus dans la cavité pleurale, reliés uniquement à la trachée, aux bronches principales et aux vaisseaux pulmonaires, ce qui leur confère une grande mobilité nécessaire à la respiration [1]. L'arbre bronchique se divise en bronches lobaires, segmentaires et bronchioles, aboutissant aux alvéoles, site principal des échanges gazeux [1,4].

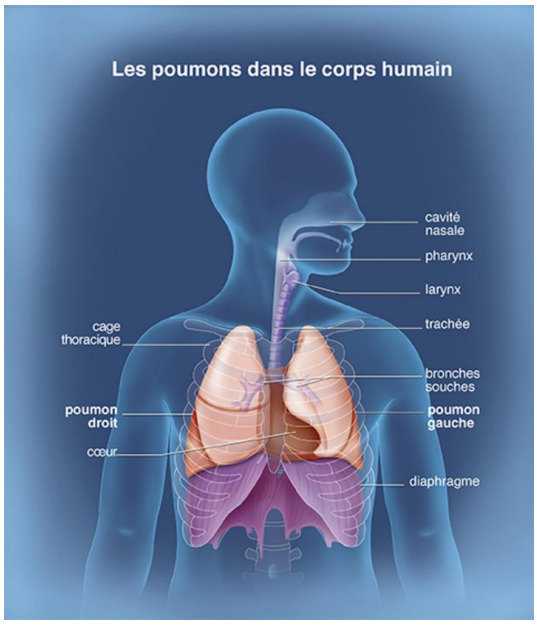


Figure 1. Anatomie des poumons humains [1].

1.2.2 Physiologie respiratoire :

Le système respiratoire assure une fonction vitale essentielle qui est l'approvisionnement de l'organisme en oxygène et l'élimination du dioxyde de carbone issu du métabolisme cellulaire. Les poumons jouent un rôle central dans ce processus grâce aux mécanismes de ventilation pulmonaire et aux échanges gazeux qui se produisent au niveau des alvéoles. Lorsque ces mécanismes sont perturbés, comme dans le cas de la pneumonie, l'efficacité de la respiration peut être significativement altérée, entraînant une diminution de l'oxygénation des tissus [5]. Les poumons sont constitués d'un réseau complexe de voies aériennes comprenant la trachée, les bronches et les bronchioles, qui conduisent l'air inspiré vers les alvéoles pulmonaires. Les alvéoles représentent les unités fonctionnelles du poumon et constituent le principal site des échanges gazeux entre l'air et le sang. Dans des conditions physiologiques normales, ces structures permettent un transfert efficace de l'oxygène vers la circulation sanguine et l'élimination du dioxyde de carbone [6].

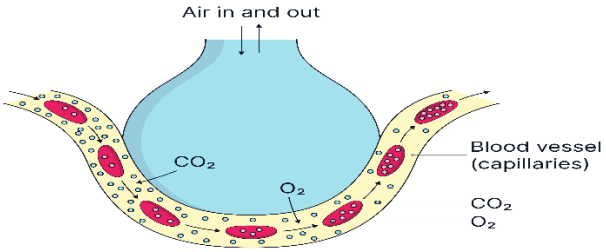


Figure 2. Schéma illustrant les échanges gazeux entre les alvéoles pulmonaires et les capillaires sanguins. [2]

1.2.3 Pneumonie :

Les maladies pulmonaires infectieuses constituent un ensemble d'affections respiratoires causées par des agents pathogènes tels que des bactéries, des virus ou des champignons. Elles représentent un problème majeur de santé publique en raison de leur fréquence, de leur potentiel de contagion et de leurs complications possibles, en particulier chez les nourrissons, les personnes âgées et les individus immunodéprimés. Ces maladies affectent directement le parenchyme pulmonaire, les voies respiratoires ou les structures environnantes, et peuvent compromettre la fonction respiratoire normale. Leur détection précoce et leur prise en charge efficace sont essentielles pour réduire la morbidité et la mortalité associées [2]. Parmi les maladies pulmonaires infectieuses, la pneumonie occupe une place centrale. Il s'agit d'une infection aiguë du parenchyme pulmonaire qui provoque une inflammation des alvéoles et des bronchioles, perturbant les échanges gazeux et entraînant des symptômes respiratoires caractéristiques [3]. La pneumonie peut être causée par différents agents infectieux, dont les bactéries, les virus et, plus rarement, les champignons. Chaque type d'agent pathogène influence la présentation clinique, le schéma radiologique et la gravité de la maladie. L'inflammation qui en résulte entraîne la formation de sécrétions et l'accumulation de cellules immunitaires dans les alvéoles, limitant ainsi la capacité des poumons à oxygéner le sang et à éliminer le dioxyde de carbone [7].

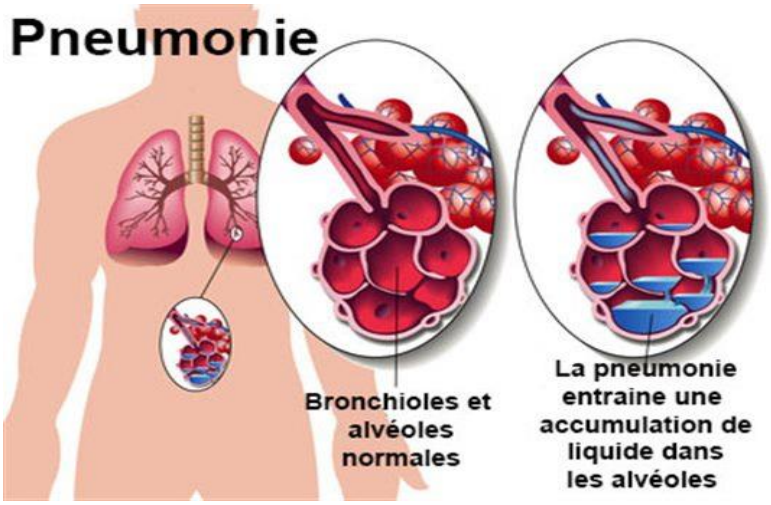


Figure 3. Illustration de la pneumonie avec accumulations de liquide dans les alvéoles pulmonaires [3].

1.2.3.1 Type de pneumonie :

La pneumonie constitue l'une des principales causes de morbidité et de mortalité dans le monde, en particulier chez les populations vulnérables telles que les nourrissons, les personnes âgées et les individus présentant un système immunitaire affaibli ou des maladies chroniques. L'Organisation mondiale de la santé considère cette pathologie comme l'une des infections respiratoires les plus fréquentes et les plus graves à l'échelle mondiale. Les agents responsables peuvent être d'origine bactérienne, virale ou fongique, chacun produisant des manifestations cliniques et radiologiques spécifiques. En pratique clinique, la pneumonie peut se présenter sous différentes formes selon plusieurs critères, notamment l'agent infectieux responsable, le lieu d'acquisition de l'infection (communautaire ou nosocomiale) ainsi que la localisation anatomique de l'atteinte pulmonaire. Cette diversité de présentations rend la classification des pneumonies particulièrement importante. Une classification précise permet non seulement d'améliorer la compréhension du mécanisme de la maladie, mais également de guider le diagnostic, d'orienter la prise en charge thérapeutique et d'évaluer le pronostic du patient. Ainsi, l'identification des différents types de pneumonie constitue une étape essentielle dans l'étude et la gestion de cette pathologie respiratoire [8]

1.2.3.2 Selon l'agent infectieux :

- **Pneumonie bactérienne** :
  C'est la forme la plus fréquente et elle est souvent causée par *Streptococcus pneumonia*. Elle se caractérise par une apparition rapide des symptômes, incluant fièvre élevée, toux

productive et douleurs thoraciques. Radiologiquement, elle se manifeste généralement par une consolidation lobaire, parfois accompagnée d'épanchement pleural [9].

- **Pneumonie virale** :
  Les virus respiratoires, tels que le virus de la grippe (Influenza) ou le SARS-CoV-2, sont responsables de cette forme. Les symptômes incluent fièvre modérée, toux sèche et fatigue. À la radiographie, les infiltrats sont souvent diffus, bilatéraux et moins consolidés que dans la pneumonie bactérienne [10].

- **Pneumonie fongique** :
  Rare et généralement observée chez les patients immunodéprimés (ex. patients atteints de VIH ou sous traitement immunosuppresseur), elle est causée par des champignons comme *Aspergillus* ou *Candida*. Les signes cliniques et radiologiques sont plus subtils et peuvent simuler d'autres pathologies pulmonaires, rendant le diagnostic difficile [11,12].

1.2.3.3 Selon le lieu de contraction :

- **Pneumonie communautaire** :
  Contractée en dehors d'un établissement de santé, elle touche généralement des individus en bonne santé et présente souvent un bon pronostic si elle est traitée rapidement [13].
- **Pneumonie nosocomiale (ou hospitalière)** :
  Survient après 48 heures d'hospitalisation. Elle est souvent causée par des bactéries résistantes et peut être plus sévère, entraînant des complications respiratoires et systémiques importantes [13].

1.2.3.4 Selon la localisation pulmonaire :

- **Pneumonie lobaire** :
  Affecte un lobe pulmonaire précis. Elle se caractérise radiologiquement par une consolidation bien délimitée.
- **Bronchopneumonie :**
  Infection plus diffuse, touchant plusieurs zones pulmonaires et souvent associée à une inflammation des bronchioles. Les infiltrats radiographiques sont dispersés et hétérogènes [11].

Type	Agent principal	Localisation	Signes radiologiques	Population à risque
Bactérienne	Streptococcus pneumonia	Lobaire	Consolidation homogène	Tous, surtout enfants
Virale	Influenza, SARS-CoV-2	Diffuse	Infiltrat interstitiel	Enfants, personnes âgées
Fongique	Aspergillus, Candida	Sous-pleural	Petites opacités diffuses	Immunodéprimés

Tableau 1 : Comparaison des types de pneumonie selon l'agent et la localisation [1]

1.2.4 Diagnostic de la pneumonie et modalités d'imagerie :

1.2.4.1 Interrogatoire et examen clinique :

Avant de recourir aux examens d'imagerie médicale, le diagnostic de la pneumonie commence par un interrogatoire médical détaillé et un examen clinique approfondi. L'interrogatoire permet de recueillir des informations essentielles concernant l'apparition et l'évolution des symptômes respiratoires. Le médecin recherche notamment la présence de toux, fièvre, frissons, dyspnée, douleurs thoraciques et expectorations, ainsi que la durée d'évolution de ces symptômes. Il s'intéresse également aux facteurs de risque tels que le tabagisme, les maladies respiratoires chroniques, l'âge avancé, l'immunodépression ou encore les antécédents récents d'infections respiratoires [14]. L'examen clinique constitue l'étape suivante et repose principalement sur l'auscultation pulmonaire. Celle-ci peut révéler la présence de crépitants, râles bronchiques ou diminution du murmure vésiculaire, signes pouvant suggérer une infection pulmonaire. D'autres paramètres sont également évalués, tels que la fréquence respiratoire, la saturation en oxygène, la température corporelle et la fréquence cardiaque. Ces éléments permettent d'apprécier la sévérité de l'infection et l'état général du patient [12]. Cependant, bien que l'interrogatoire et l'examen clinique orientent fortement le diagnostic, ils ne permettent pas toujours de confirmer avec certitude la présence d'une pneumonie ni d'évaluer précisément l'étendue des lésions pulmonaires. C'est pourquoi les examens d'imagerie thoracique, notamment la radiographie pulmonaire, sont généralement demandés afin de confirmer le diagnostic et de visualiser les anomalies pulmonaires [15].

1.2.4.2 Contribution de l'imagerie médicale au diagnostic de la pneumonie :

Le diagnostic de la pneumonie repose sur une combinaison d'éléments cliniques, biologiques et radiologiques. L'évaluation clinique initiale inclut l'identification des symptômes respiratoires (toux, dyspnée, expectorations, douleur thoracique) associés à des signes généraux d'infection tels que la fièvre et l'altération de l'état général. Toutefois, les manifestations cliniques peuvent être variables et parfois non spécifiques, notamment chez les sujets âgés ou immunodéprimés, ce qui rend l'imagerie médicale indispensable pour confirmer le diagnostic [16]. Les examens biologiques (numération formule sanguine, CRP, procalcitonine, hémocultures) contribuent à orienter l'étiologie, mais ils ne permettent pas de localiser précisément l'atteinte pulmonaire. Ainsi, l'imagerie thoracique joue un rôle central dans la confirmation diagnostique, l'évaluation de l'étendue des lésions et le suivi de l'évolution sous traitement [17].

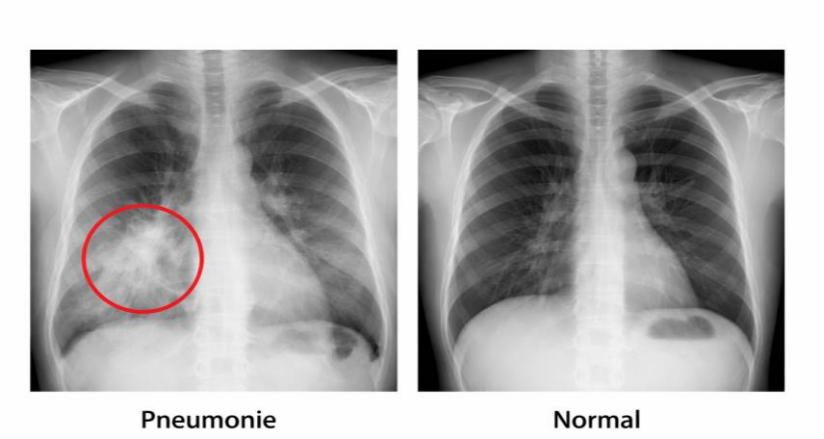


Figure 4. Exemple de radiographie thoracique montrant une pneumonie caractérisée par des opacités pulmonaires (encerclées en rouge) comparée à une radiographie normale. [4]

1.2.5 Modalités d'imagerie dans la pneumonie :

Le diagnostic de la pneumonie repose sur une combinaison de signes cliniques, biologiques et radiologiques. Bien que l'interrogatoire et l'examen physique fournissent des indices précieux, ils ne permettent pas toujours de confirmer la présence d'une pneumonie ni de déterminer l'étendue et la localisation exacte des lésions pulmonaires. Les manifestations

cliniques peuvent être subtiles ou atypiques, en particulier chez les sujets âgés, les patients immunodéprimés ou ceux présentant des maladies chroniques [16,17].

L'imagerie médicale constitue donc un outil indispensable dans le diagnostic, le suivi et la prise en charge des patients atteints de pneumonie. Elle permet de visualiser directement les lésions pulmonaires, de distinguer différents types de consolidation, d'évaluer la présence d'épanchements pleuraux ou de cavitations et d'identifier des complications. Plusieurs modalités sont disponibles, chacune présentant des avantages et des limites spécifiques, que nous détaillons ci-dessous.

1.2.5.1 Radiographie thoracique (X-ray) :

La radiographie thoracique est l'examen de première intention pour la suspicion de pneumonie en raison de sa rapidité, de son faible coût et de sa large disponibilité [17]. Elle utilise des rayons X qui traversent les tissus corporels avec des degrés d'absorption différents selon leur densité : l'air est radio transparent (noir), les tissus mous apparaissent gris et les os sont radio-opaques (blancs). Dans la pneumonie, l'accumulation de liquide et de cellules inflammatoires dans les alvéoles entraîne une augmentation locale de la densité radiologique, visible sous forme d'opacités [3].

Signes radiologiques caractéristiques :

- **Consolidation alvéolaire :** opacité homogène correspondant à un remplissage des alvéoles par un exsudat inflammatoire. Elle peut être segmentaire ou lobaire et s'accompagne parfois du bronchogramme aérien, où les bronches remplies d'air sont visibles au sein de l'opacité [3,4].
- **Infiltrat interstitiel :** atteinte du tissu interstitiel pulmonaire, apparaissant sous forme d'opacités réticulaires ou nodulaires diffuses, fréquente dans les pneumonies virales [2,3].
- **Épanchement pleural :** accumulation de liquide dans la cavité pleurale, visible comme une opacité déclive avec effacement de l'angle costo-phrénique [4].
- **Cavitation :** zone d'opacité contenant une clarté centrale, observée dans certaines pneumonies bactériennes sévères ou fongiques, traduisant une nécrose tissulaire [8].
- **Procédure** : La radiographie est réalisée en incidence postéro-antérieure (PA) et parfois en incidence latérale pour améliorer la localisation des lésions. Bien que très utile, la

radiographie présente des limites : elle peut ne pas révéler de lésions aux stades précoces, ou chez les patients obèses ou déshydratés [15].

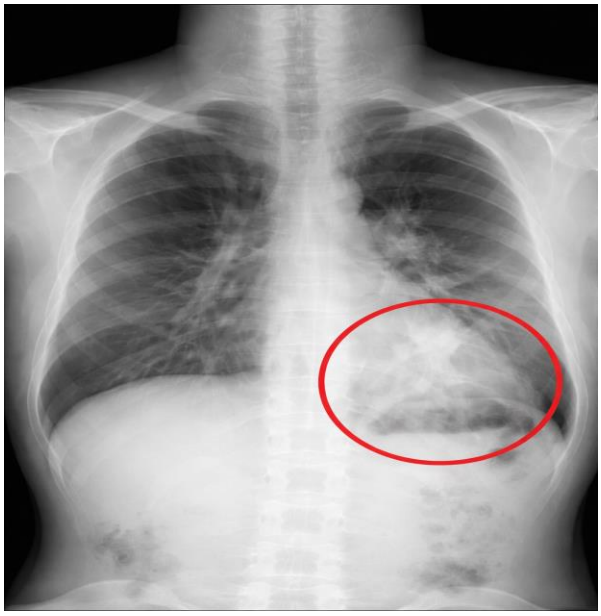


Figure 5. Exemple d'une radiographie thoracique montrant une pneumonie avec opacité pulmonaire [5].

1.2.5.2 Tomodensitométrie (Scanner thoracique) :

La TDM thoracique offre une résolution spatiale bien supérieure à la radiographie standard. Elle permet de visualiser les détails fins du parenchyme pulmonaire et est particulièrement utile pour détecter :

- Les lésions interstitielles subtiles
- Les cavitations et abcès pulmonaires
- Les complications telles que les épanchements pleuraux ou les embolies pulmonaires secondaires

La TDM est souvent utilisée en seconde intention, lorsque la radiographie est douteuse ou que le patient présente une évolution clinique défavorable [4].



Figure 6. Coupe axiale de tomodensitométrie (TDM) thoracique illustrant la présence d'opacités pulmonaires (flèches rouges) [6]

1.2.5.3 Échographie thoracique

L'échographie thoracique est une technique d'imagerie médicale non invasive utilisant des ondes ultrasonores pour explorer certaines structures du thorax. Bien qu'elle ait longtemps été peu utilisée pour l'exploration pulmonaire en raison de la présence d'air dans les poumons, elle est aujourd'hui de plus en plus employée en milieu hospitalier et en soins intensifs pour l'évaluation des pathologies respiratoires [2].

Dans le cas de la pneumonie, l'échographie permet de détecter plusieurs signes caractéristiques, notamment les consolidations pulmonaires sous-pleurales, le bronchogramme aérien, les lignes B indiquant une atteinte interstitielle, ainsi que les épanchements pleuraux [3,4]. Elle présente plusieurs avantages, tels que l'absence de rayonnements ionisants, la portabilité de l'équipement et la possibilité de réaliser un examen rapide au lit du patient [2]. Cependant, l'échographie pulmonaire reste dépendante de l'expérience de l'opérateur et ne permet pas une exploration complète du parenchyme pulmonaire profond, car les ultrasons sont limités par la présence d'air dans les poumons. Pour cette raison, elle est généralement utilisée comme outil complémentaire aux autres modalités d'imagerie, notamment la radiographie thoracique et la tomodensitométrie

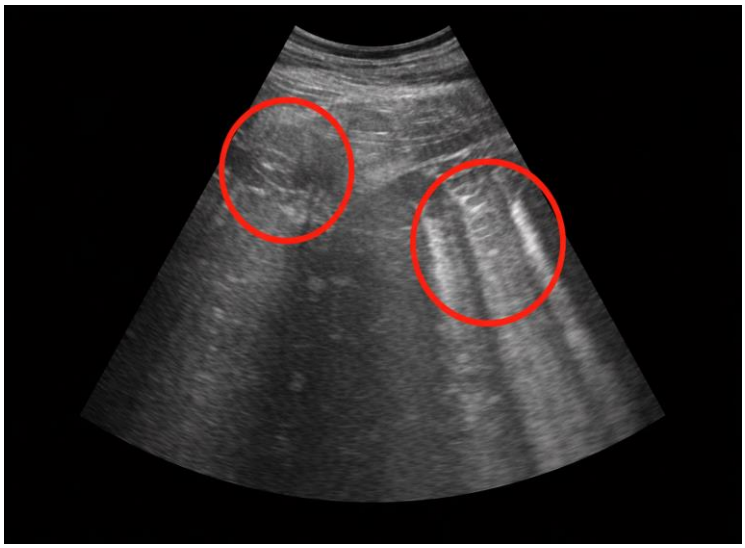


Figure 7. Exemple d'échographie pulmonaire : zones pathologiques [7]

1.2.6 Radiographies thoraciques et bases de données :

Les radiographies thoraciques constituent l'examen de première intention pour la détection de la pneumonie, permettant d'observer des signes caractéristiques tels que les consolidations alvéolaires, les infiltrats interstitiels, les épanchements pleuraux ou les cavitations [1-4]. Cependant, l'interprétation humaine peut être sujette à des variations inter-observateurs et à des erreurs, en particulier lorsque les anomalies sont subtiles ou dispersées. Pour pallier ces limites et automatiser l'analyse des images, les bases de données d'images radiographiques annotées jouent un rôle crucial. Elles fournissent un ensemble structuré d'images normales et pathologiques, avec des annotations précises concernant la présence de consolidation, d'infiltrat ou d'épanchement pleural. Parmi les bases de données les plus utilisées dans la recherche sur la pneumonie figurent ChestX-ray14, le Kaggle Chest X-ray Pneumonia Dataset [3,4]. Ces bases de données permettent de créer des ensembles d'entraînement et de test pour les modèles de Deep Learning, notamment les réseaux de neurones convolutionnels (CNN). L'utilisation de ces données facilite l'apprentissage automatique des motifs radiologiques caractéristiques de la pneumonie, tout en améliorant la précision et la robustesse des classifieurs. Ainsi, les radiographies thoraciques, couplées aux bases de données annotées, constituent le fondement des approches modernes de diagnostic assisté par ordinateur, permettant de réduire le temps d'interprétation et d'améliorer la fiabilité du diagnostic [3-4].

1.3 Conclusion :

Ce chapitre a permis de présenter les bases médicales nécessaires à la compréhension de la pneumonie et de son diagnostic. Nous avons d'abord abordé l'anatomie et la physiologie du système respiratoire afin de mieux comprendre le rôle essentiel des poumons dans les échanges gazeux et le maintien de l'équilibre physiologique de l'organisme. La compréhension du fonctionnement normal du système respiratoire constitue une étape fondamentale pour identifier les perturbations provoquées par les maladies pulmonaires. Nous avons ensuite décrit les principales caractéristiques des maladies pulmonaires infectieuses, en mettant l'accent sur la pneumonie, qui représente l'une des infections respiratoires les plus fréquentes et les plus graves à l'échelle mondiale. Les différents types de pneumonie ont été présentés afin de mettre en évidence la diversité des causes, des mécanismes physiopathologiques et des manifestations cliniques associées à cette pathologie. Enfin, ce chapitre a également mis en évidence l'importance des techniques d'imagerie médicale dans le processus diagnostique. Parmi ces techniques, la radiographie thoracique occupe une place centrale en raison de sa disponibilité, de son faible coût et de son efficacité dans la détection des anomalies pulmonaires. Elle constitue aujourd'hui un outil essentiel pour l'identification des signes radiologiques de la pneumonie et pour le suivi de l'évolution de la maladie, Ainsi, les connaissances médicales et diagnostiques présentées dans ce chapitre constituent une base essentielle pour comprendre les approches informatiques utilisées dans ce mémoire. Dans le chapitre suivant, nous aborderons l'état de l'art concernant l'utilisation de l'intelligence artificielle et des méthodes d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones convolutifs, pour l'analyse et la classification automatique des images radiographiques thoraciques dans le cadre de la détection de la pneumonie.

Chapitre 02 : État de l'Art de l'Intelligence Artificielle pour la Détection de la Pneumonie par Imagerie Médicale

2.1 Introduction :

Au cours des dernières années, l'intégration de l'intelligence artificielle dans le domaine médical a profondément transformé les méthodes de diagnostic et d'analyse des données cliniques. En particulier, l'imagerie médicale pulmonaire constitue un domaine où ces technologies ont démontré un fort potentiel, notamment pour la détection précoce de maladies respiratoires telles que la pneumonie. Cette pathologie, qui affecte le tissu pulmonaire, nécessite une identification rapide et fiable afin de réduire les complications et améliorer la prise en charge des patients. Par ailleurs, l'utilisation de l'apprentissage par transfert permet de tirer parti de modèles pré-entraînés sur de grandes bases de données, afin de les adapter efficacement à des tâches spécifiques comme la détection de la pneumonie. Cette approche est particulièrement utile dans le domaine médical, où les données annotées sont souvent limitées. Dans ce contexte, ce chapitre présente un état de l'art des méthodes d'intelligence artificielle appliquées à la détection de la pneumonie à partir d'images radiographiques. Il met en évidence les principales approches utilisées, les résultats obtenus au niveau international ainsi que les contributions locales. L'objectif est de situer le présent travail dans un cadre scientifique clair et de justifier les choix méthodologiques adoptés dans ce projet.

2.2 Intelligence artificielle et paradigme d'apprentissage :

2.2.1 Définition de l'IA :

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui regroupe l'ensemble des théories, méthodes et techniques visant à concevoir des systèmes capables de simuler des comportements intelligents à travers des processus computationnels. Elle repose sur l'utilisation de modèles mathématiques, statistiques et algorithmiques permettant à une machine de traiter de l'information, d'apprendre à partir de données et d'optimiser ses performances en fonction d'un objectif donné [19].

D'un point de vue formel, l'IA peut être définie comme la conception d'agents intelligents capables de percevoir leur environnement, de raisonner sur les données acquises et d'agir de manière autonome afin de maximiser la réalisation de leurs objectifs [20]. Ces agents s'appuient principalement sur des approches issues de l'apprentissage automatique (machine learning), de l'apprentissage profond (deep learning), ainsi que sur des méthodes probabilistes et d'optimisation [21].

Une caractéristique essentielle de l'intelligence artificielle réside dans sa capacité à généraliser à partir d'exemples et à extraire des structures cachées dans les données. Contrairement aux systèmes informatiques traditionnels basés sur des règles explicites, les systèmes d'IA sont capables d'adapter leur comportement en fonction de nouvelles données, ce qui leur confère une certaine forme d'autonomie et d'évolution dans le temps [22].

2.2.2 Type d'IA :

- **IA faible ou spécialisée :** Conçue pour accomplir une tâche spécifique, comme la classification d'images radiographiques. Elle ne possède pas de conscience ni de compréhension globale [19].
- **IA forte ou générale :** Théorique, capable de raisonner et d'apprendre dans divers contextes. Non atteinte dans la pratique actuelle [20].

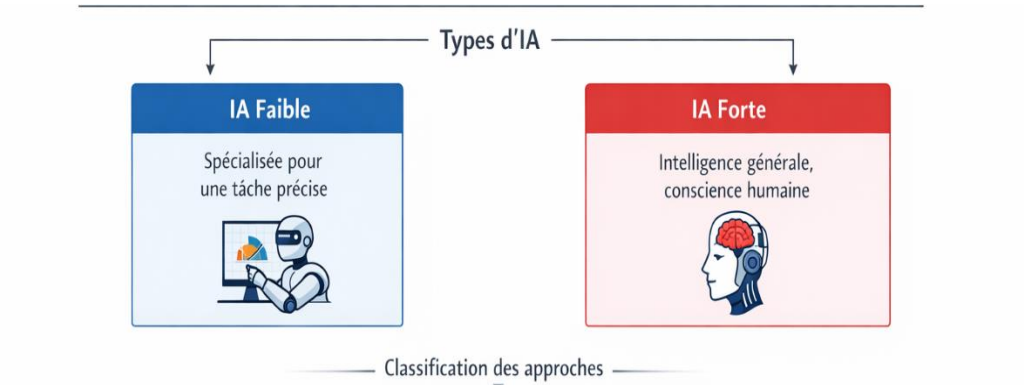


Figure 8. Classification des types d'intelligence artificielle

2.2.3 Paradigme d'apprentissage :

- **Apprentissage supervisé :** L'apprentissage supervisé repose sur la disponibilité de données annotées, où chaque observation est associée à une sortie connue. Le modèle cherche à apprendre une fonction de mappage entre les entrées et les sorties afin de prédire correctement les labels pour de nouvelles données. Cette approche implique l'optimisation d'une fonction de perte, qui mesure l'écart entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles, et utilise des algorithmes tels que la régression linéaire, les arbres de décision, les réseaux neuronaux ou les forêts aléatoires pour ajuster les paramètres du modèle. La qualité de l'apprentissage dépend fortement de la représentativité et de la quantité des données annotées, ainsi que de la précision des labels. [21].

- **Apprentissage non supervisé :** L'apprentissage non supervisé consiste à analyser des données sans disposer de labels ou de sorties connues. Le but est de découvrir des structures, motifs ou regroupements latents présents dans les données, permettant ainsi d'identifier des relations ou des similarités intrinsèques. Les techniques d'apprentissage non supervisé incluent le clustering, qui regroupe les données selon des caractéristiques communes, et les méthodes de réduction de dimension, qui permettent de représenter l'information dans un espace plus compact tout en conservant les structures essentielles. Les modèles non supervisés peuvent également apprendre des représentations sous-jacentes à travers des architectures neuronales spécialisées, qui compressent et reconstruisent les données pour révéler des caractéristiques pertinentes. Cette approche est particulièrement utile pour explorer de grandes quantités de données complexes.[22]
- **Apprentissage par renforcement :** L'apprentissage par renforcement repose sur l'interaction d'un agent avec un environnement et l'optimisation d'une politique d'action en fonction d'un signal de récompense. Contrairement aux approches supervisées, le modèle n'a pas accès à des sorties correctes explicites mais apprend par essai et erreur, en maximisant la récompense cumulée sur le long terme. Cette méthode repose sur la définition d'un environnement dynamique, d'actions possibles et d'une fonction de récompense qui évalue la pertinence des actions entreprises. L'agent ajuste progressivement sa stratégie en fonction des expériences accumulées, ce qui lui permet de découvrir des séquences d'actions optimales dans des contextes complexes et évolutifs. L'apprentissage par renforcement est particulièrement adapté aux problèmes de décision séquentielle et d'optimisation [23].

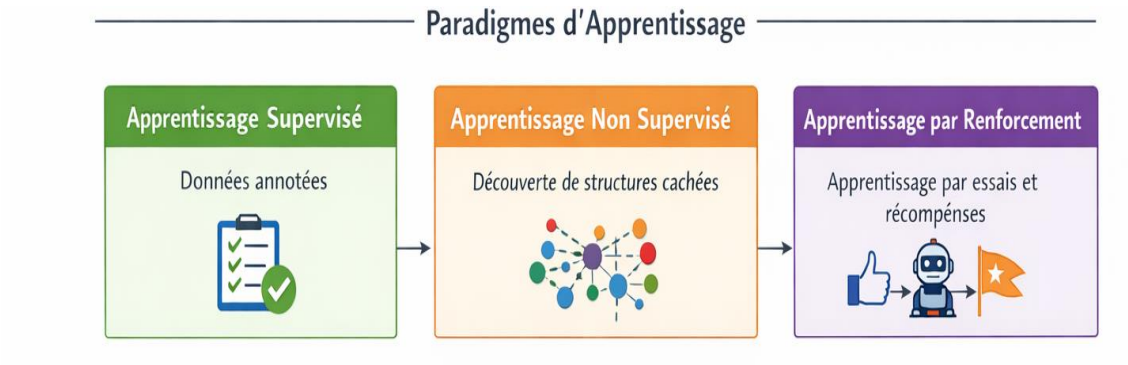


Figure 9. Classification des paradigmes d'apprentissage [9]

2.3 Apprentissage profond (deep learning) :

L'apprentissage profond est une sous-branche de l'apprentissage supervisé qui se concentre sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels profonds composés de plusieurs couches hiérarchiques. Ces architectures permettent d'apprendre automatiquement des représentations de plus en plus abstraites des données, allant des caractéristiques simples aux motifs complexes, sans nécessiter d'ingénierie manuelle de caractéristiques. L'optimisation se fait généralement via des algorithmes de descente de gradient combinés à la rétropropagation, permettant d'ajuster les poids du réseau pour minimiser une fonction de perte. L'apprentissage profond est particulièrement efficace pour traiter des données volumineuses et complexes, telles que les images, les signaux ou le texte, et a permis d'atteindre des performances surpassant largement celles des méthodes traditionnelles dans de nombreux domaines [24].

➢ **Architecture générale d'un réseau profond :**

- **Couche d'entrée** : reçoit les données brutes
- **Couches cachées** : extraient progressivement des caractéristiques de plus en plus abstraites
- **Couche de sortie** : produit la prédiction finale

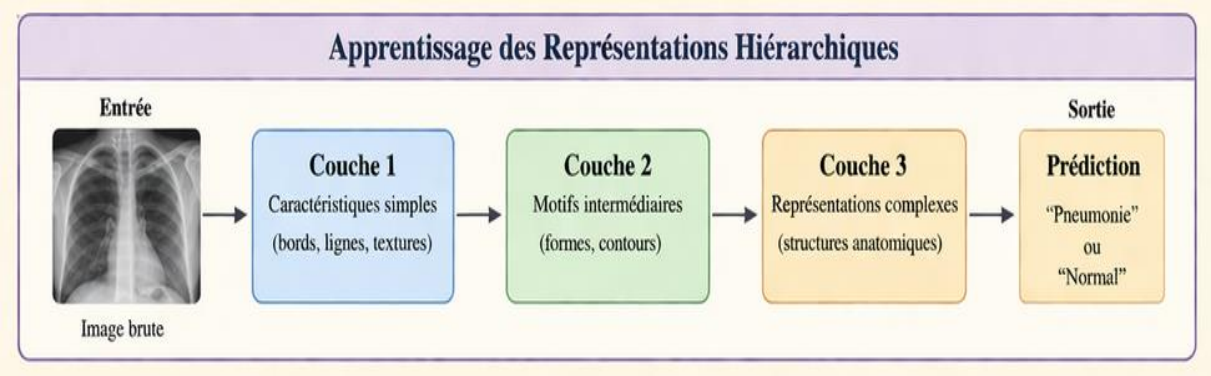


Figure 10. Schéma du processus de l'apprentissage profond

2.4 Réseau de neurones convolutifs (CNN) :

Dans le cadre de l'apprentissage profond, les réseaux de neurones convolutifs représentent une architecture spécialisée conçue pour exploiter la structure spatiale des données, en particulier les images. Ils introduisent des opérations de convolution permettant de détecter automatiquement des motifs locaux tout en réduisant le nombre de paramètres à apprendre. Cette architecture repose sur une organisation en couches successives (convolution, activation, pooling), permettant une extraction progressive des

caractéristiques, allant de structures simples à des représentations complexes. Les CNN s'inscrivent donc naturellement dans la continuité du deep learning en optimisant l'apprentissage des données visuelles, grâce à leur capacité à capturer les corrélations spatiales et à assurer une certaine invariance aux transformations. Cette spécialisation les rend particulièrement performants dans les tâches de classification, détection et segmentation d'images [25].

- **Architecture des CNN :**

- **Couches convolutionnelles** : appliquent des filtres pour détecter des motifs locaux (textures, contours).
- **Couches de pooling** : réduisent la dimensionnalité tout en conservant les informations essentielles.
- **Couches entièrement connectées** : combinent les caractéristiques pour la classification finale. [26]

- **Formule de base d'une convolution :**

$$\boldsymbol{Y(i,j) = m\sum n\sum X(i+m, j+n) \cdot K(m,n)} \quad (1)$$

Où X est la matrice d'entrée, K le filtre et Y la sortie.

2.5 Modèles existants basés sur les réseaux de neurones convolutifs :

Dans le domaine de l'apprentissage profond appliqué à l'analyse d'images, plusieurs architectures de réseaux de neurones convolutifs ont été développées afin d'améliorer les performances en termes de précision, de robustesse et d'efficacité computationnelle. Ces modèles se distinguent principalement par leur manière de gérer la profondeur du réseau, la propagation de l'information et l'optimisation des paramètres. Parmi les architectures les plus influentes figurent DenseNet, MobileNet, ResNet et VGG, qui constituent des bases fondamentales pour de nombreuses applications modernes, notamment dans le cadre de l'apprentissage par transfert [27] – [28].

2.5.1 VGG (Visual Geometry Group) :

VGG se distingue par une architecture simple et uniforme basée sur l'empilement de convolutions de petite taille (3×3), combinées avec des couches de pooling pour réduire progressivement la dimension spatiale. Cette approche permet d'augmenter la profondeur du réseau tout en conservant une structure homogène, facilitant ainsi l'analyse et l'implémentation.

L'utilisation répétée de filtres 3×3 permet d'obtenir un champ réceptif équivalent à celui de filtres plus grands, tout en introduisant plus de non-linéarités, ce qui améliore la capacité du modèle à capturer des structures complexes. VGG utilise également des couches entièrement connectées (fully connected) en fin de réseau pour effectuer la classification. Cependant, cette architecture présente un inconvénient majeur : un nombre très élevé de paramètres, en particulier dans les couches fully connected, ce qui entraîne un coût computationnel important et un risque accru de surapprentissage. Malgré cela, VGG reste une référence importante et est souvent utilisé comme modèle de base pour le transfert d'apprentissage en raison de la qualité des caractéristiques qu'il extrait [28].

2.5.2 ResNet (Residual Networks) :

$ResNet$ Introduit une innovation majeure avec les connexions résiduelles, qui permettent d'ajouter directement l'entrée d'un bloc à sa sortie. Cette formulation transforme le problème d'apprentissage en une approximation d'une fonction résiduelle :

$$\boldsymbol{H(x) = F(x) + xH(x) \; = \; F(x) \; + \; xH(x) = F(x) + x} \qquad (2)$$

Où $F(x)$ représente la fonction apprise par les couches intermédiaires. Cette approche simplifie l'optimisation en permettant au réseau de conserver l'information initiale, facilitant ainsi la propagation du gradient à travers des réseaux très profonds. Les blocs résiduels peuvent être de type basic block ou bottleneck, ce dernier étant utilisé dans les réseaux très profonds pour réduire le nombre de paramètres tout en maintenant la performance. $ResNet$ Permet ainsi d'entraîner des architectures allant jusqu'à plus de 100 couches sans dégradation significative des performances. Cette architecture est également très stable et robuste face au surapprentissage, ce qui en fait un choix privilégié dans de nombreuses applications de vision par ordinateur. Sa capacité à apprendre des représentations profondes tout en maintenant une convergence efficace explique son adoption massive dans la communauté scientifique [29].

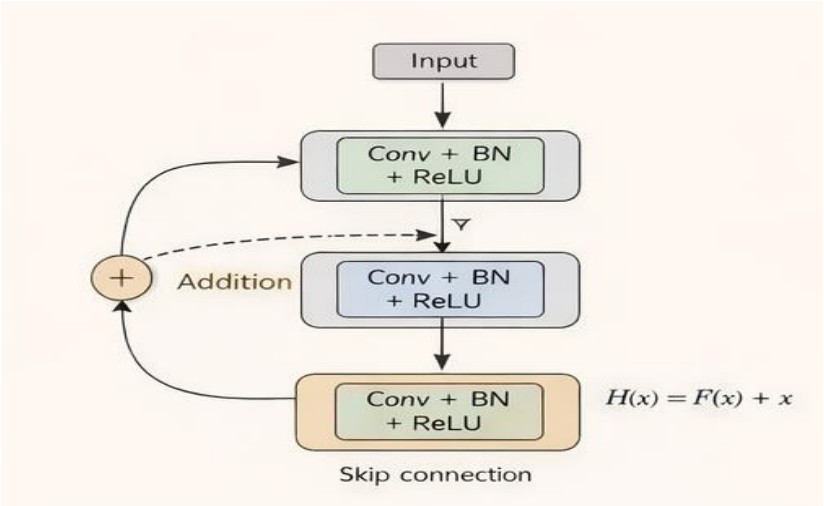


Figure 11. Structure d'un bloc résiduel dans l'architecture RESNET [10]

2.5.3 DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks):

DenseNet repose sur un principe fondamental de connectivité dense**,** où chaque couche est directement connectée à toutes les couches précédentes via une concaténation des cartes de caractéristiques. Mathématiquement, la sortie d'une couche est définie comme une fonction de toutes les sorties précédentes, ce qui permet une propagation maximale de l'information à travers le réseau. Cette architecture introduit également le concept de taux de croissance (growth rate)**,** qui contrôle le nombre de nouvelles cartes de caractéristiques générées à chaque couche, limitant ainsi l'explosion du nombre de paramètres.Un autre élément clé de DenseNet est l'utilisation de blocs denses (dense blocks) séparés par des couches de transition**,** qui effectuent une réduction de dimension via des opérations de convolution et de pooling. Cette structure permet non seulement de contrôler la complexité du modèle, mais aussi d'améliorer la compacité des représentations apprises. Grâce à la réutilisation des caractéristiques, DenseNet réduit la redondance et améliore l'efficacité de l'apprentissage. Cependant, cette forte connectivité implique un coût mémoire important, car toutes les cartes de caractéristiques doivent être conservées. Malgré cela, DenseNet offre un excellent compromis entre performance et nombre de paramètres, ce qui le rend particulièrement adapté aux tâches nécessitant une grande précision [27].

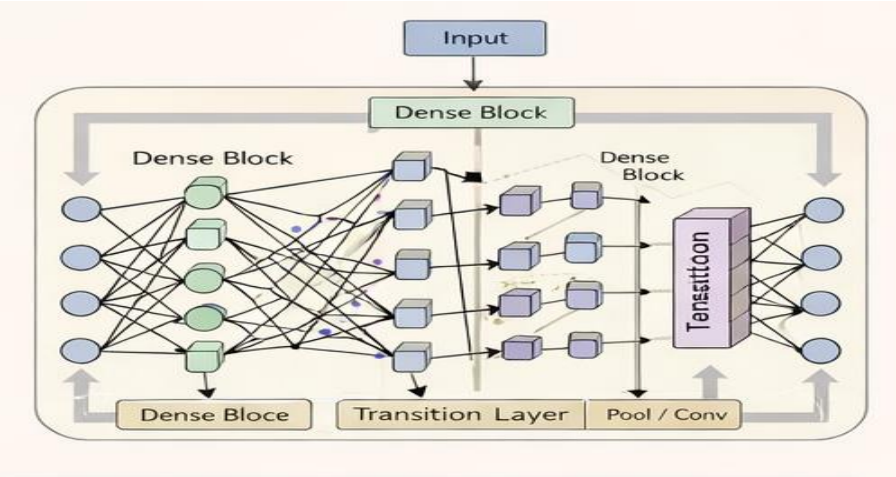


Figure 12. Structure de DenseNet basée sur des connexions denses entre les couches [11]

2.5.4 MobileNet:

MobileNet est conçu pour répondre aux contraintes des environnements à ressources limitées en introduisant une architecture légère et efficace. Son innovation principale réside dans l'utilisation des convolutions séparables en profondeur (depthwise separable convolutions), qui décomposent une convolution standard en deux étapes : une convolution appliquée indépendamment sur chaque canal (depthwise), suivie d'une convolution 1×1 (pointwise) pour combiner les informations entre canaux. Cette décomposition réduit drastiquement le coût computationnel, passant d'une complexité proportionnelle à Dk$2 \times M \times N$ à une combinaison beaucoup plus légère. MobileNet introduit également deux hyperparamètres importants

- Le facteur de largeur (width multiplier), qui réduit le nombre de canaux,
- Le facteur de résolution, qui diminue la taille des images d'entrée.

Ces paramètres permettent d'ajuster dynamiquement le compromis entre précision et performance. Les versions avancées comme MobileNetV2 introduisent en plus des blocs inversés (inverted residual blocks) et des bottlenecks linéaires, améliorant encore l'efficacité du modèle. Grâce à ces caractéristiques, MobileNet est particulièrement adapté à l'apprentissage par transfert dans des contextes où les ressources sont limitées [30].

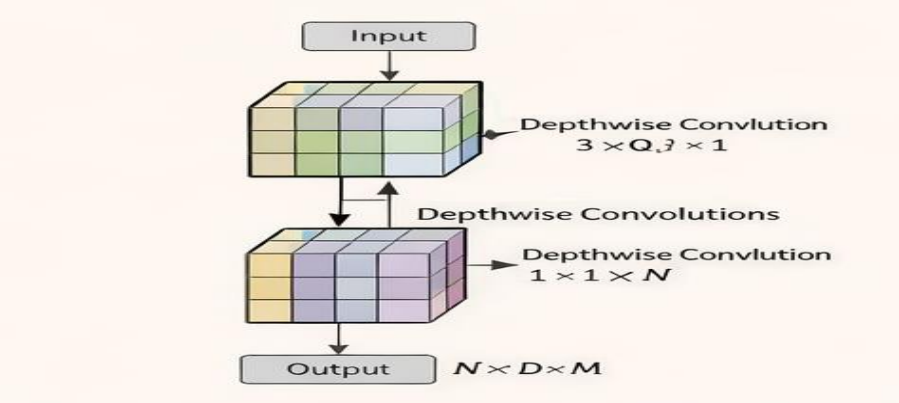


Figure 13. Convolution séparable en profondeur dans l'architecture MobileNet [12]

2.5.5 Tableau comparatif:

Modèle	Structure clé	Innovation principale	Complexité	Points forts	Limites
DenseNet	Connexions complètes	Feature reuse	Moyenne	Très bonne précision	Mémoire élevée
MobileNet	Léger (depthwise)	Convolutions séparables	Faible	Rapide, mobile	Moins puissant
ResNet	Skip connections	Apprentissage résiduel	Élevée	Très profond	Complexité
VGG	Séquentiel simple	Filtres 3×3	Très élevée	Stable	Très lourd

Tableau 2 : Analyse comparative des architectures CNN populaires basées sur leurs caractéristiques structurelles et leurs performances [2]

2.6 L'apprentissage par transfert (Transfer Learning) :

Malgré l'efficacité des réseaux profonds, leur entraînement nécessite généralement de grandes quantités de données annotées. Pour pallier cette limitation, l'apprentissage par transfert s'impose comme une approche complémentaire essentielle. Il consiste à réutiliser les connaissances acquises par un modèle pré-entraîné sur une tâche générale, afin de les adapter à une tâche spécifique. Dans le contexte des CNN, les premières

couches apprennent des caractéristiques génériques, tandis que les couches profondes sont spécialisées ; il devient donc possible de conserver les premières et d'ajuster uniquement les dernières. Cette stratégie permet de réduire considérablement le temps d'entraînement, d'améliorer la généralisation et de limiter les besoins en données. Ainsi, le transfer learning s'intègre naturellement dans l'écosystème du deep learning en renforçant l'efficacité et l'applicabilité des modèles profonds dans des contextes à données limitées [31]. Sur le plan mathématique, un réseau profond est composé d'une succession de transformations non linéaires. Chaque couche applique une opération de type :

$$\boldsymbol{y = f(Wx + b)y \; = \; f(Wx \; + \; b)y = f(Wx + b)} \qquad \textbf{(3)}$$

Où W représente les poids, b le biais, et f une fonction d'activation non linéaire telle que $ReLU, Sigmoid$ ou $Tanh$. Cette non-linéarité est essentielle pour permettre au réseau de modéliser des relations complexes dans les données d'application [3].

Stratégie	Description	Quand l'utiliser	Avantages
Feature Extraction	Congeler toutes les couches CNN, entraîner seulement le classificateur	Petits datasets, tâche proche de la source	Rapide, peu de données requises
Fine-tuning partiel	Dégeler les dernières couches du CNN et les réentraîner	Dataset moyen, tâche modérément différente	Bon équilibre précision/coût
Fine-tuning complet	Réentraîner tout le réseau avec un faible learning rate	Grand dataset, tâche très différente	Meilleure adaptation possible
Domain Adaptation	Adapter le modèle à un nouveau domaine via techniques spécifiques	Shift important entre source et cible	Robustesse inter-domaines

Tableau 3 : Stratégies de l'apprentissage par transfert et leurs conditions

2.6.1 Stratégies de transfert :

2.6.1.1 Extraction de caractéristiques (features extraction) :

L'approche d'extraction de caractéristiques consiste à utiliser un modèle pré-entraîné en conservant l'ensemble de ses poids fixes, sans mise à jour durant l'entraînement. Dans ce cas, le réseau convolutif agit comme un extracteur de représentations, tandis que seules les couches finales, généralement entièrement connectées, sont entraînées sur les données cibles. Cette méthode repose sur l'hypothèse que les premières couches d'un réseau profond capturent des caractéristiques génériques transférables entre différentes tâches. Elle est particulièrement adaptée lorsque le volume de données disponibles est limité et permet de réduire considérablement le temps d'entraînement ainsi que le risque de surapprentissage [31], [32]

2.6.1.2 Fine_tuning partiel :

Le fine-tuning partiel consiste à réentraîner uniquement une partie des couches du modèle pré-entraîné, généralement les couches les plus profondes, tout en conservant les couches initiales figées. Cette stratégie s'appuie sur le fait que les couches profondes apprennent des représentations plus spécifiques à la tâche initiale, nécessitant ainsi une adaptation à la nouvelle tâche. L'entraînement est effectué avec un taux d'apprentissage faible, afin de ne pas altérer brutalement les connaissances déjà acquises. Cette approche permet d'obtenir un bon compromis entre performance et coût computationnel, tout en améliorant la capacité du modèle à s'adapter à des données légèrement différentes de celles utilisées lors du pré-entraînement [33].

2.6.1.3 Fine_tuning complet :

Le fine-tuning complet consiste à réentraîner l'ensemble des couches du réseau pré-entraîné sur le nouveau jeu de données. Cette approche permet une adaptation maximale du modèle à la tâche cible, en ajustant toutes les représentations apprises. Toutefois, elle nécessite un volume de données suffisant afin d'éviter le surapprentissage et demande des ressources computationnelles importantes. Cette stratégie est généralement adoptée lorsque les données cibles sont significativement différentes de celles du domaine source, et que la quantité de données disponibles permet un apprentissage stable et efficace [32], [33].

2.6.1.4 Avantages de l'apprentissage par transfert :

L'apprentissage par transfert présente plusieurs avantages déterminants qui expliquent son utilisation croissante dans les applications du deep learning :

- **Réduction du besoin en données :**
  Le transfert learning permet d'obtenir de bonnes performances même avec un nombre limité de données annotées. En effet, les modèles pré-entraînés ont déjà appris des représentations générales à partir de grandes bases de données, ce qui réduit considérablement la quantité de données nécessaire pour entraîner un modèle sur une nouvelle tâche. Cette caractéristique est particulièrement importante dans les domaines où la collecte et l'annotation des données sont coûteuses ou difficiles [32].
- **Réduction du temps d'entraînement :**
  L'utilisation d'un modèle pré-entraîné permet d'accélérer significativement le processus d'apprentissage. Au lieu d'entraîner un modèle depuis zéro, le fine-tuning ajuste uniquement certaines couches, ce qui réduit le nombre d'itérations nécessaires à la convergence. Par conséquent, le temps d'entraînement peut être fortement diminué, rendant le développement des modèles plus rapide et plus efficace [31].
- **Amélioration des performances :**
  Les modèles pré-entraînés ont été exposés à de vastes ensembles de données, leur permettant d'apprendre des caractéristiques riches et généralisables. Lorsqu'ils sont adaptés à une nouvelle tâche, ils offrent souvent de meilleures performances que les modèles entraînés à partir de zéro, notamment en termes de précision et de capacité de généralisation, grâce à la qualité des représentations déjà acquises [33].

- **Réduction du risque de surapprentissage :**
  Le recours à des poids pré-entraînés agit comme une forme de régularisation implicite, limitant l'espace des solutions possibles lors de l'apprentissage. Cela réduit la probabilité que le modèle s'ajuste excessivement aux données d'entraînement, surtout lorsque celles-ci sont limitées, et améliore ainsi la robustesse et la capacité de généralisation du modèle [32], [33].

2.7 Etat de l'art :

2.7.1 Introduction :

Durant la dernière décennie, l'essor des méthodes d'apprentissage profond, en particulier les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), a profondément transformé le domaine de l'imagerie médicale. Des architectures sophistiquées (ResNet, DenseNet, MobileNet, Vision Transformer, etc.) ont été adaptées pour extraire des représentations discriminantes des radiographies thoraciques afin de détecter automatiquement des pathologies telles que la pneumonie. Plusieurs travaux ont également exploré l'utilisation de bases de données publiques, l'augmentation de données, l'apprentissage par transfert et l'interprétabilité des modèles pour améliorer la précision diagnostique. L'état de l'art ci-dessous présente les principaux travaux des 10 dernières années, leurs méthodes, leurs résultats et leurs contributions majeures au domaine.

2.7.2 Travaux connexes :

Au cours de l'année 2016, les premières tentatives d'application de l'apprentissage profond à la détection de la pneumonie ont émergé [34]. Ces travaux reposaient principalement sur des réseaux de neurones convolutionnels relativement simples, visant à automatiser la classification des radiographies thoraciques en distinguant les cas normaux des cas pathologiques. Les modèles utilisés étaient peu profonds et entraînés sur des ensembles de données limités, souvent collectés localement dans des environnements hospitaliers. Malgré ces contraintes, les résultats obtenus ont montré des performances encourageantes, avec des taux de précision avoisinant 70% à 75%. Ces travaux ont ainsi démontré la faisabilité de l'utilisation des CNN dans le domaine médical, tout en mettant en évidence des défis majeurs tels que le manque de données annotées, la variabilité des images et la nécessité de modèles plus robustes et plus profonds.

Par la suite, une avancée majeure a été réalisée avec les travaux de Rajpurkar et al. (2017) [35], qui ont introduit le modèle CheXNet. Basé sur une architecture DenseNet-121 composée de 121 couches, ce modèle a été entraîné sur la base de données ChestX-ray14 contenant plus de 100 000 radiographies. Ce travail se distingue par une évaluation comparative directe avec des radiologues experts, montrant que CheXNet a surpassé leur performance moyenne, notamment selon le score F1. De plus, l'intégration de techniques d'explicabilité visuelle, telles que Grad-CAM, a permis de générer des heatmaps mettant en évidence les régions pathologiques. Ce modèle a ainsi démontré la capacité des réseaux profonds à apprendre

des représentations complexes à partir de données médicales hétérogènes et a posé les bases de la généralisation de l'intelligence artificielle en radiologie clinique.

Dans la continuité de ces travaux, Kermany et al. (2018) [4] ont proposé un modèle basé sur un CNN profond pour la détection de la pneumonie chez les enfants. En utilisant un dataset composé de plusieurs milliers de radiographies thoraciques pédiatriques, leur approche, fondée sur l'apprentissage supervisé, a permis d'extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes. Les résultats obtenus montrent une précision globale de 92 %, une sensibilité de 93 % et une spécificité de 90 %, indiquant une excellente capacité du modèle à détecter les cas de pneumonie tout en limitant les faux positifs. Ce travail met en évidence l'efficacité des CNN dans des contextes cliniques spécifiques, notamment en pédiatrie où la variabilité anatomique rend le diagnostic plus complexe.

Par ailleurs, Wang et al. (2018) [3] ont proposé une approche à grande échelle basée sur des réseaux convolutionnels profonds afin d'analyser les radiographies thoraciques et de détecter simultanément plusieurs pathologies pulmonaires, dont la pneumonie. En utilisant la base ChestX-ray14, ils ont adopté une stratégie multi-label permettant de prédire plusieurs maladies à partir d'une seule image. Les résultats ont montré une AUC de 0.74 pour la pneumonie, avec une précision globale avoisinant 78%, démontrant la capacité du modèle à gérer des données complexes et hétérogènes. Cette étude est particulièrement importante car elle introduit la détection multi-pathologies, plus proche de la réalité clinique.

En 2019, les recherches ont évolué vers des approches plus avancées intégrant la localisation des lésions. À cet égard, Jaiswal et al. [36] ont utilisé Mask R-CNN, un réseau spécialisé dans la détection et la segmentation d'objets, pour identifier et segmenter les zones affectées par la pneumonie sur les radiographies thoraciques. Le modèle a été entraîné sur le dataset RSNA Pneumonia Detection Challenge, comprenant plus de 30 000 images annotées par des radiologues. L'objectif était non seulement de détecter la présence de pneumonie, mais également de localiser précisément les régions pathologiques. Les résultats montrent une amélioration significative de la localisation des lésions par rapport aux méthodes classiques. Le modèle a atteint une précision moyenne (mAP) de 78.5% pour la segmentation et une sensibilité de 82%. De plus, il a permis de réduire les faux positifs localisés et de fournir des visualisations interprétables facilitant la validation par les cliniciens. Cette approche démontre que l'intégration de la détection et de la segmentation dans un même pipeline améliore à la fois la fiabilité et la transparence des systèmes de diagnostic assisté par IA.

Dans le même contexte, Chouhan et al. (2019) [37] ont proposé une approche basée sur un ensemble de modèles CNN combinant plusieurs architectures telles que AlexNet, ResNet, DenseNet et Inception. L'idée était que chaque architecture capture des caractéristiques différentes des images radiographiques, et que leur fusion permette d'obtenir une décision plus robuste. Le modèle a été entraîné et testé sur la base ChestX-ray14 comprenant plus de 5 000 images de pneumonie. Les résultats montrent que la précision globale de l'ensemble atteint 96 %, dépassant les performances des modèles individuels (88 % à 94 %). Les auteurs ont également comparé différentes méthodes de fusion, notamment le vote majoritaire et la moyenne pondérée, cette dernière offrant les meilleurs résultats. Cette étude souligne l'intérêt des approches d'ensemble pour améliorer la robustesse des modèles face à des données variées.

De plus, Islam et al. (2019) [38] ont développé un CNN profond visant à améliorer la généralisation du modèle en utilisant des techniques d'augmentation de données et de régularisation. En s'appuyant sur un dataset de 5 000 images, le modèle a atteint une précision de 94%, une sensibilité de 92% et une spécificité de 95%. Ces résultats mettent en évidence l'importance de l'augmentation de données pour réduire le surapprentissage et améliorer la performance sur des données provenant de sources diverses**.**

Par la suite, Rahman et al. (2020) [39] ont utilisé le transfer learning avec des architectures telles que ResNet, DenseNet et SqueezeNet sur un ensemble de 5 247 radiographies. Les performances obtenues sont élevées, avec une précision de 98% en classification binaire, une précision de 93.3% en multi-classe et un F1-score de 95%. Cette étude confirme l'efficacité du transfert d'apprentissage pour compenser le manque de données annotées.

Dans le contexte de la détection automatique des pneumonies virales, notamment liées au COVID-19, Apostolopoulos et al. [40] ont proposé une approche basée sur l'architecture MobileNetV2, un réseau convolutionnel léger optimisé pour les environnements à ressources limitées. Le modèle repose sur des blocs résiduels inversés (*inverted residual blocks*) et des convolutions séparables en profondeur (*depthwise separable convolutions*), permettant de réduire considérablement la complexité computationnelle tout en maintenant une performance élevée. Les auteurs ont utilisé une stratégie de transfer learning, en initialisant le modèle avec des poids pré-entraînés sur ImageNet, puis en l'adaptant à une tâche de classification multi-classe incluant des radiographies normales, des pneumonies bactériennes et des pneumonies virales (COVID-19). Le dataset utilisé est une combinaison de plusieurs bases publiques, Les résultats obtenus sont remarquables, avec une précision de 96.78%, une sensibilité de 97% et

une spécificité de 95%, démontrant la capacité du modèle à identifier correctement les cas positifs tout en minimisant les faux diagnostics.

Dans une étude comparative approfondie, Rahman et al. [38] ont exploré l'efficacité de plusieurs architectures de réseaux neuronaux profonds dans la détection de la pneumonie, en mettant en œuvre des modèles tels que ResNet, DenseNet et SqueezeNet dans un cadre de transfert d'apprentissage. L'objectif était d'identifier le modèle le plus performant en termes de précision et de robustesse face à la variabilité des données médicales. Le dataset utilisé comprend plus de 5 000 radiographies thoraciques, réparties entre images normales et pathologiques. Les auteurs ont appliqué des techniques de prétraitement et d'augmentation des données pour améliorer la généralisation du modèle. Une phase de *fine-tuning* a également été réalisée afin d'adapter les couches profondes aux spécificités des images médicales. Les résultats montrent que le modèle basé sur DenseNet a obtenu les meilleures performances, avec une précision de 98% en classification binaire, une précision de 93.3% en multi-classe et un F1-score de 95%. Cette étude confirme que le transfert d'apprentissage constitue une stratégie efficace pour pallier le manque de données annotées, tout en permettant d'atteindre des performances élevées.

Dans la même période, Ozturk et al. [41] ont développé un modèle appelé DarkCovidNet, basé sur une architecture inspirée de DarkNet, initialement utilisée dans les systèmes YOLO pour la détection d'objets. Le modèle a été entraîné sur un dataset de radiographies thoraciques comprenant trois classes : normal, pneumonie et COVID-19. Contrairement aux approches utilisant le transfert learning, ce modèle a été conçu et entraîné de manière spécifique pour la tâche ciblée, avec une architecture relativement profonde et optimisée. Les résultats expérimentaux ont montré une précision de 98.08% en classification binaire (COVID vs normal) et environ 87% en multi-classe, ce qui démontre une excellente capacité de discrimination dans des cas simples, mais une complexité accrue dans les scénarios multi-classes. Ce travail met en évidence l'intérêt de concevoir des architectures spécialisées adaptées à des tâches médicales spécifiques.

Par ailleurs, l'architecture ResNet, introduite par He et al. [29], a été largement utilisée dans les travaux de détection de pneumonie grâce à ses connexions résiduelles permettant d'entraîner des réseaux très profonds sans dégradation des performances. Dans les applications à la pneumonie, ResNet est souvent utilisé dans un cadre de transfer learning, où les couches profondes apprennent des caractéristiques complexes des images thoraciques. Les résultats obtenus dans plusieurs études montrent une précision variante entre 88% et 92%, avec une

bonne capacité de généralisation. L'utilisation des connexions résiduelles permet de résoudre le problème du gradient disparaissant, améliorant ainsi la stabilité de l'apprentissage et la profondeur du modèle.

Dans une approche plus récente, Chowdhury et al. [42] ont développé un système de classification basé sur le deep learning permettant de distinguer entre pneumonie, COVID-19 et cas normaux à partir d'images radiographiques thoraciques. Leur approche repose sur l'utilisation de plusieurs modèles CNN pré-entraînés tels que ResNet50, VGG19 et MobileNetV2 dans un cadre de transfer learning. Les auteurs ont fusionné plusieurs datasets publics afin d'obtenir une base de données équilibrée, suivie d'un prétraitement rigoureux incluant la normalisation et l'augmentation des données. Une phase de fine-tuning a été appliquée pour améliorer les performances spécifiques au domaine médical. Les résultats montrent que le modèle ResNet50 a obtenu une précision de 97.94%, avec une sensibilité et une spécificité élevée. Cette étude met en évidence l'efficacité des modèles pré-entraînés pour la classification multi-classes dans des contextes médicaux complexes.

Dans la continuité des travaux, Rajpurkar et al. [34] ont amélioré le modèle CheXNet pour la détection automatique de la pneumonie. Le modèle est basé sur une architecture DenseNet121 avec 121 couches profondes, entraînée sur le dataset ChestX-ray14. Une attention particulière a été portée à l'optimisation de la fonction de perte et à la gestion du déséquilibre des classes. Les auteurs ont également utilisé des techniques d'explicabilité comme Grad-CAM afin de visualiser les régions pulmonaires responsables des prédictions du modèle. Les résultats montrent que le modèle atteint des performances comparables, voire supérieures, à celles de radiologues humains, avec une AUC élevée et une excellente capacité de généralisation. Cette étude constitue une référence majeure dans le domaine de l'imagerie médicale assistée par IA.

Par ailleurs, Ayan et Ünver [43] ont réalisé une étude comparative entre deux architectures CNN populaires : VGG16 et Xception, dans le cadre de la détection de la pneumonie. Le dataset utilisé est le Chest X-ray Pneumonia dataset, composé de plusieurs milliers d'images. Les auteurs ont appliqué des techniques de prétraitement standard ainsi que l'augmentation des données pour améliorer la généralisation. Les modèles ont été entraînés via transfer learning, avec un ajustement des couches finales pour la classification binaire (pneumonie vs normal). Les résultats montrent que le modèle Xception surpasse VGG16 avec une précision de 87%, contre 82% pour VGG16, démontrant l'intérêt des architectures plus profondes et optimisées.

En 2023, Mabrouk et al. [44] ont proposé une approche hybride combinant plusieurs architectures deep learning, notamment des CNN (DenseNet169, MobileNetV2) et des modèles basés sur les Vision Transformers (ViT). La méthodologie repose sur une fusion des caractéristiques (feature fusion) extraites de chaque modèle afin d'améliorer la représentation des images radiographiques. Le dataset utilisé comprend des images de pneumonie issues de bases publiques. Les auteurs ont appliqué des techniques d'augmentation de données ainsi qu'un fine-tuning pour optimiser les performances. Les résultats montrent une précision de 93.91% et un F1-score de 93.88%, démontrant que les approches hybrides CNN-Transformers offrent de meilleures performances que les modèles individuels.

En2024, Coulibaly et al. [45] ont abordé le problème du manque de données médicales en utilisant des réseaux antagonistes génératifs (GAN) pour augmenter artificiellement le dataset. Un modèle Conditional GAN (CGAN) a été utilisé pour générer des images radiographiques réalistes de pneumonie. Ces images ont ensuite été intégrées dans l'entraînement de modèles CNN comme MobileNet. Les résultats montrent une amélioration significative des performances, avec une réduction du surapprentissage et une meilleure généralisation du modèle. Cette étude met en évidence l'importance de l'augmentation de données dans les applications médicales.

Dans une perspective similaire, Ce travail de Master réalisé à l'Université Mohamed Boudiaf de M'sila (2024) propose une approche basée sur le modèle VGG16 pré-entraîné pour la détection de la pneumonie à partir d'images radiographiques thoraciques. La méthodologie repose sur l'utilisation du transfer learning avec le modèle VGG16, initialement entraîné sur ImageNet, puis adapté aux images médicales. Les auteurs ont appliqué plusieurs techniques de prétraitement telles que la normalisation des images et leur redimensionnement. En plus de la classification, une approche d'explicabilité (Explainable AI) a été intégrée en utilisant des méthodes comme CAM (Class Activation Mapping) afin de visualiser les régions pulmonaires influençant la décision du modèle. Les résultats expérimentaux montrent que le modèle permet une détection fiable de la pneumonie avec de bonnes performances de classification, tout en offrant une interprétabilité importante pour le domaine médical, ce qui renforce la confiance dans le système.[29]

Par ailleurs, Vo et al. [46] ont proposé une approche optimisée basée sur le transfert d'apprentissage en utilisant des architectures comme ResNet50 et EfficientNet. Les auteurs ont appliqué un prétraitement avancé incluant la normalisation, l'augmentation des données et la segmentation des poumons afin d'améliorer la qualité des entrées. Une phase de fine-tuning

approfondie a permis d'adapter les modèles aux spécificités des images médicales. Les résultats montrent une précision supérieure à 95%, avec une excellente capacité de généralisation sur des datasets externes.

Dans un cadre académique algérien, un travail réalisé à l'Université de Souk Ahras (2025) propose une approche hybride combinant les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) et l'architecture ResNet pour améliorer la détection de la pneumonie. La méthodologie repose sur une fusion des caractéristiques extraites par CNN et ResNet au niveau de la couche flatten, suivie de couches fully connected pour la classification finale. Cette combinaison permet d'extraire des caractéristiques plus riches et plus discriminantes à partir des images radiographiques. Le modèle a été testé sur un dataset de radiographies thoraciques contenant des cas normaux et des cas atteints de pneumonie. Les résultats montrent une amélioration des performances par rapport aux modèles classiques, avec une meilleure capacité de généralisation et une précision plus élevée. Cette étude démontre que les architectures hybrides peuvent surpasser les modèles CNN classiques dans les tâches de classification médicale. [47]

Dans la continuité de ces travaux, une approche réalisée par Lahsaini Ilyas à l'Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen basée sur l'apprentissage profond pour la classification des maladies pulmonaires, notamment la pneumonie, à partir d'images radiographiques thoraciques. La méthodologie repose sur l'utilisation de réseaux de neurones convolutionnels (CNN) dans un cadre de transfer learning afin d'exploiter les connaissances acquises sur des bases de données générales et les adapter au domaine médical. Le modèle a été entraîné sur des images de radiographies thoraciques incluant des cas normaux et pathologiques. Une phase de prétraitement a été appliquée comprenant la normalisation, le redimensionnement des images et des techniques d'augmentation des données pour améliorer la généralisation. Les résultats montrent que le modèle CNN atteint une précision de 93% et un F1-score de 92.96%, démontrant la capacité des réseaux profonds à détecter efficacement les pathologies pulmonaires à partir d'images médicales. Ce travail introduit également une dimension d'explicabilité permettant de mieux interpréter les décisions du modèle. [48]

En fin, un travail récent réalisé à l'Université de Tlemcen par Boudjemaa Hadjar s'intéresse à la détection automatique des pathologies pulmonaires infectieuses, notamment la pneumonie, à partir de radiographies thoraciques en utilisant des techniques de deep learning. La méthodologie repose sur l'évaluation et la comparaison de plusieurs architectures de réseaux de neurones convolutionnels, notamment ResNet50, EfficientNetB0 et DenseNet121, dans un cadre de transfer learning. Les images radiographiques ont été prétraitées (normalisation,

redimensionnement) et augmentées afin d'améliorer la robustesse du modèle et de limiter le surapprentissage. Les résultats expérimentaux montrent que les modèles atteignent des performances élevées, avec des précisions supérieures à 95%, et que DenseNet121 offre les meilleures performances globales en termes de précision et de stabilité. Ce travail confirme l'efficacité des architectures profondes pour la classification automatique des maladies pulmonaires. [49]

2.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les fondements théoriques nécessaires à la compréhension de notre travail, en mettant l'accent sur les concepts clés de l'intelligence artificielle et ses différents paradigmes. Nous avons d'abord introduit les principales approches de l'IA, notamment l'apprentissage supervisé, non supervisé et par renforcement, avant de nous focaliser sur l'apprentissage profond, qui constitue aujourd'hui une approche incontournable dans le domaine de l'analyse d'images médicales. Une attention particulière a été accordée à l'apprentissage par transfert, en raison de son rôle essentiel dans les applications médicales où les données annotées sont souvent limitées. Nous avons ainsi présenté ses différents types et ses avantages, notamment sa capacité à améliorer les performances des modèles tout en réduisant le temps d'entraînement et les besoins en données.

Dans une seconde partie, nous avons réalisé un état de l'art détaillé des travaux récents portant sur la détection de la pneumonie à partir d'images radiographiques. L'analyse chronologique des différentes contributions a permis de mettre en évidence l'évolution des approches, depuis les premiers modèles CNN relativement simples jusqu'aux architectures avancées basées sur le transfert learning, les modèles hybrides et les mécanismes d'attention. Les résultats obtenus dans ces travaux montrent des performances de plus en plus élevées, confirmant le potentiel de l'apprentissage profond pour améliorer le diagnostic médical. Ainsi, ce chapitre nous a permis de situer notre travail dans le contexte scientifique actuel, en identifiant les apports et les limites des méthodes existantes. Le chapitre suivant sera consacré à la présentation de notre approche proposée, ainsi qu'à la description détaillée des méthodes et outils utilisés pour la mise en œuvre de notre solution.

Chapitre 03 : Méthodologie, Développement et Analyse des Performances du Modèle Proposé

3.1 Introduction :

Ce chapitre constitue une étape centrale de ce travail, dans laquelle nous présentons de manière détaillée la méthodologie adoptée pour la conception et le développement du modèle proposé, ainsi que l'analyse des résultats obtenus. L'objectif principal est de mettre en évidence les différentes phases suivies, depuis la préparation des données jusqu'à l'évaluation des performances du modèle.

Dans un premier temps, nous décrivons l'approche globale utilisée, en justifiant les choix méthodologiques, notamment l'utilisation de techniques d'apprentissage profond et d'apprentissage par transfert à travers des architectures reconnues. Nous détaillons ensuite les différentes étapes du prétraitement des données, essentielles pour garantir la qualité et la pertinence des entrées du modèle.

Dans un second temps, nous présentons l'architecture du modèle proposé, ainsi que les paramètres d'entraînement adoptés. Une attention particulière est accordée à l'explication du processus d'apprentissage et aux outils utilisés pour optimiser les performances.

Enfin, nous analysons les résultats obtenus à travers différentes métriques d'évaluation, telles que la précision, l'AUC et la fonction de perte. Cette analyse permet d'évaluer l'efficacité du modèle et de discuter ses performances, ses limites ainsi que ses perspectives d'amélioration.

3.2 Environnement Expérimental :

L'ensemble des expérimentations réalisées dans cette étude a été mené dans un environnement de calcul dédié à l'apprentissage profond, permettant l'entraînement et l'évaluation des modèles de classification sur des images radiographiques thoraciques. Cet environnement combine des ressources matérielles performantes et des outils logiciels spécialisés dans le développement des applications d'intelligence artificielle.

3.2.1 Plateforme Matérielle :

Les expériences ont été réalisées sur la plateforme Kaggle Notebook, un environnement cloud largement utilisé dans la communauté scientifique pour le développement et l'évaluation des modèles de Machine Learning et de Deep Learning. Cette plateforme offre un accès gratuit à des ressources de calcul avancées, notamment des processeurs graphiques (GPU) permettant d'accélérer considérablement les opérations d'entraînement des réseaux de neurones profonds.

Dans le cadre de cette étude, les modèles ont été entraînés à l'aide de processeurs graphiques NVIDIA Tesla T4. Basée sur l'architecture Turing, cette carte graphique est spécifiquement conçue pour les applications d'intelligence artificielle et de calcul intensif. Grâce à ses milliers de cœurs CUDA et à sa capacité de traitement parallèle, elle permet de réduire significativement le temps nécessaire à l'apprentissage des réseaux convolutifs par rapport aux processeurs centraux traditionnels (CPU). Cette accélération est particulièrement importante dans les applications d'imagerie médicale où les ensembles de données contiennent plusieurs milliers d'images et où les architectures profondes nécessitent un grand nombre d'opérations matricielles.

L'utilisation du GPU a permis d'optimiser les différentes phases d'apprentissage, notamment l'extraction des caractéristiques, la propagation avant (Forward Propagation), la rétropropagation des erreurs (Backpropagation) ainsi que l'ajustement des paramètres du réseau pendant les phases de transfert d'apprentissage et de Fine-Tuning.

3.2.2 Environnement logiciel :

Le développement de l'ensemble des modèles a été réalisé en utilisant le langage de programmation Python [50]. Ce langage est devenu une référence dans le domaine de l'intelligence artificielle grâce à sa simplicité, sa lisibilité et la richesse de son écosystème scientifique.

Pour l'implémentation des réseaux neuronaux convolutifs, le framework TensorFlow [57] a été utilisé comme plateforme principale de calcul. Développé par Google, TensorFlow constitue l'un des frameworks les plus utilisés dans les domaines du Deep Learning et de la vision par ordinateur. L'interface Keras [51], intégrée à TensorFlow, a été utilisée pour la conception des architectures proposées. Elle fournit une couche d'abstraction de haut niveau facilitant la construction des réseaux neuronaux grâce à une syntaxe intuitive et modulaire.

La manipulation des données numériques a été assurée par la bibliothèque NumPy [52], qui fournit des structures de données multidimensionnelles optimisées ainsi qu'un ensemble de fonctions mathématiques indispensables aux opérations de prétraitement. Le chargement et le traitement des images ont été réalisés à l'aide de la bibliothèque Pillow (PIL) [53], qui offre des fonctionnalités de lecture, de redimensionnement et de conversion des images médicales. Les bibliothèques Matplotlib [54] et Seaborn [55] ont été utilisées pour la visualisation graphique des résultats expérimentaux, notamment les courbes d'apprentissage, les matrices de confusion et les courbes ROC.

Par ailleurs, la bibliothèque Scikit-learn [56] a été exploitée pour le calcul des métriques d'évaluation. Les indicateurs calculés incluent l'exactitude (Accuracy), la précision (Precision), le rappel (Recall), le score F1, la sensibilité (Sensitivity), la spécificité (Specificity) ainsi que l'aire sous la courbe ROC (AUC).

3.2.3 Configuration Expérimentale :

Dans cette étude, l'approche adoptée repose sur l'utilisation de l'apprentissage par transfert (Transfer Learning) [57]. Cette technique consiste à exploiter des modèles préalablement entraînés sur de vastes bases de données afin de réutiliser les connaissances acquises pour résoudre une nouvelle tâche de classification. Cette stratégie présente un intérêt particulier dans le domaine médical où les ensembles de données annotées sont souvent limités [58]. Deux architectures de référence ont été sélectionnées : MobileNetV2 et DenseNet121. Les poids pré-entraînés sur la base de données ImageNet [29] ont été utilisés comme point de départ pour les deux modèles, avec une taille d'entrée fixée à 224×224 pixels, conformément aux spécifications originales de ces architectures. Cette initialisation permet aux réseaux de disposer dès le départ de représentations visuelles génériques capables d'extraire efficacement les caractéristiques présentes dans les images radiographiques.

L'entraînement a été réalisé en deux phases distinctes. Durant la première phase, l'ensemble des couches du modèle de base a été gelé (*frozen*), permettant d'entraîner uniquement les couches de classification ajoutées. L'optimiseur Adam [50] a été utilisé avec un taux d'apprentissage initial de 1×10^{-4}, un batch size de 64 et un nombre maximal de 20 à 50 époques selon le modèle. Afin d'éviter le surapprentissage et d'optimiser la convergence, deux mécanismes de régulation ont été appliqués : *EarlyStopping*, qui interrompt l'entraînement en l'absence d'amélioration, et *ReduceLROnPlateau*, qui réduit automatiquement le taux d'apprentissage en cas de stagnation.

La deuxième phase correspond au *Fine-Tuning* [31], au cours de laquelle les dernières couches du modèle de base ont été dégelées (respectivement les 20 dernières pour DenseNet121 et les 30 dernières pour MobileNetV2 afin d'adapter plus finement les représentations apprises aux spécificités des radiographies thoraciques. Le taux d'apprentissage a été réduit à 1×10^{-5} pour préserver les poids pré-entraînés. L'ensemble de ces choix méthodologiques a constitué une infrastructure expérimentale robuste permettant de développer, d'évaluer et de comparer efficacement les différentes architectures étudiées avant la conception du modèle hybride proposé dans ce mémoire.

3.3 Présentation de la base de données :

3.3.1 Kermany Chest X-Ray :

Dans le cadre de cette étude, les expérimentations ont été réalisées à partir de la base de données Chest X-Ray Images (Pneumonia), mise à disposition sur la plateforme Kaggle par Paul Mooney. Cette base constitue aujourd'hui l'un des jeux de données les plus utilisés dans les travaux de recherche consacrés à la détection automatique de la pneumonie à partir des radiographies thoraciques. Son utilisation est largement répandue dans la littérature scientifique en raison de sa qualité d'annotation et de son accessibilité pour les travaux de recherche en intelligence artificielle appliquée à l'imagerie médicale.

Ce dataset est directement issu des travaux de Kermany et al. (2018), publiés dans la revue *Cell*. Les images ont été collectées de manière rétrospective auprès de patients pédiatriques âgés d'un à cinq ans, au sein du Guangzhou Women and Children's Medical Center en Chine. Afin de garantir la fiabilité des annotations, toutes les images ont été soumises à un protocole rigoureux de contrôle qualité.

Le dataset contient un total de 5 863 images radiographiques au format JPEG, réparties en deux classes : *Normal*, correspondant à des poumons sains, et *Pneumonie*, regroupant des cas confirmés de pneumonie bactérienne et virale. Il est structuré en trois sous-ensembles distincts dont les patients sont strictement séparés, garantissant l'absence de toute fuite de données (*data leakage*) entre les phases d'entraînement et d'évaluation. L'ensemble d'entraînement (*train*) comprend 5 216 images, l'ensemble de validation (*val*) 16 images, et l'ensemble de test (*test*) 624 images, comme le résume le tableau suivant.

Sous-ensemble	Normal	Pneumonie	Total
Train	1 341	3 875	5 216
Validation	8	8	16
Test	234	390	624
Total	1 583	4 273	5 856

Tableau 4 : Répartition des images par sous-ensemble et par classe

3.3.2 Muhammad Rehan Chest X-Ray Dataset:

Dans le cadre de la validation de la capacité de généralisation du modèle hybride proposé, une deuxième base de données a été intégrée à l'expérimentation. Il s'agit du dataset "Chest X-Ray Dataset", publié sur Kaggle par Muhammad Rehan [8]. Ce jeu de données contient 25 554 images radiographiques réparties en trois classes : *Normal*, *Pneumonie* et *Tuberculose*. Cependant, dans le cadre de cette étude, seules les classes *Normal* et *Pneumonie* ont été retenues, la classe *Tuberculose* ayant été volontairement exclue afin de maintenir une configuration binaire identique à celle adoptée avec la première base de données, permettant ainsi une comparaison directe et équitable des résultats obtenus sur les deux datasets. Le choix de cette base de données repose sur sa complémentarité avec la BD1 : elle est plus volumineuse, provient d'une source différente et présente une distribution distincte des images, ce qui en fait un terrain d'évaluation pertinent pour tester la robustesse du modèle face à un changement de données.

3.3.3 Repartition des classes:

Les deux bases de données présentent un déséquilibre entre les classes dans leur configuration originale. Afin d'y remédier et d'assurer une cohérence méthodologique entre les deux expérimentations, une stratégie d'équilibrage par sous-échantillonnage (undersampling) a été appliquée de manière identique aux deux datasets. Un maximum de 1 000 images par classe a été sélectionné aléatoirement, garantissant ainsi une distribution parfaitement équilibrée entre les classes Normal et Pneumonie durant la phase d'apprentissage.

Ces 1 000 images par classe sont ensuite réparties selon un ratio 85% / 15% pour constituer les ensembles d'entraînement (850 images) et de validation (150 images). L'ensemble de test est conservé dans sa distribution originale sans aucune modification, afin de refléter les conditions réelles d'utilisation clinique, Le tableau suivant résume la répartition finale appliquée aux deux bases de données :

Ensemble	NORMAL	PNEUMONIA	Total
Entraînement	850	850	1 700
Validation	150	150	300
Test	Distribution originale	Distribution originale	BD1 : 624 /BD2 : selon dataset
Total entraîné	1 000	1 000	2 000

Tableau 5 : Répartition des bases de données utilisées

3.3.4 Prétraitement des images:

Le prétraitement constitue une étape essentielle pour garantir la compatibilité des images avec les architectures de réseaux profonds utilisé es, et pour standardiser les données avant leur passage dans le modèle.

- **Redimensionnement :**

Toutes les images des deux bases de données ont été redimensionnées à une résolution uniforme de 224 × 224 pixels. Ce choix correspond aux dimensions d'entrée standard des architectures MobileNetV2 et DenseNet121, pour lesquelles les poids ImageNet ont été définis sur cette taille. Ce redimensionnement est appliqué automatiquement par le générateur de données flow_from_directory avec target_size= (224, 224).

- **Normalisation des pixels :**

La normalisation des valeurs de pixels est réalisée via la fonction $mobilenet_v2.preprocess_$input de Keras, appliquée à toutes les images (train, validation et test) des deux bases de données de manière identique. Cette fonction transforme les valeurs de pixels depuis l'intervalle [0, 255] vers l'intervalle [-1, 1], conformément aux conventions utilisées lors du pré-entraînement de MobileNetV2 sur ImageNet. Cette normalisation est indispensable pour assurer la cohérence entre les poids pré-entraînés et les données d'entrée, et pour accélérer la convergence lors de l'entraînement.

$$\#\ Appliqué\ identiquement\ aux\ deux\ BD$$
$$preprocessing_function\ =\ tf.keras.applications.mobilenet_v2.preprocess_input$$

- **Format des images :**

Les images radiographiques sont originalement en niveaux de gris. Lors du chargement via $flow_from_directory$, elles sont automatiquement converties au format RGB (3 canaux) pour correspondre aux exigences des architectures pré-entraînées sur ImageNet, qui attendent des images à 3 canaux en entrée.

3.3.5 Data augmentation:

La data augmentation est une technique de régularisation qui consiste à générer artificiellement de nouvelles variantes des images d'entraînement par l'application de transformations géométriques aléatoires. Elle permet d'enrichir la diversité du jeu de données d'entraînement sans nécessiter de nouvelles acquisitions, et contribue à améliorer la capacité de généralisation du modèle en le rendant plus robuste aux variations naturelles présentes dans les images cliniques (positionnement du patient, angle de prise de vue, etc.).

La data augmentation est appliquée exclusivement à l'ensemble d'entraînement des deux bases de données. Les ensembles de validation et de test ne subissent aucune transformation, afin de garantir une évaluation objective et reproductible des performances. Les transformations appliquées sont identiques pour les deux bases de données :

Transformation	Paramètre	Justification clinique
Rotation aléatoire	**±10°**	**Simule les légères variations d'angle lors de la prise de radiographie**
Zoom aléatoire	**±10%**	**Reproduit les différences de distance patient-détecteur**
Translation horizontale	**±5%**	**Simule le décalage latéral du patient**
Translation verticale	**±5%**	**Simule le décalage vertical du patient**
Retournement horizontal	**Activé**	**Prend en compte la symétrie gauche/droite du thorax**

Tableau 6: Augmentation des données

$$train_datagen = ImageDataGenerator($$
$$preprocessing_function =$$
$$tf.keras.applications.mobilenet_v2.preprocess_input,$$
$$rotation_range = 10, \quad \#\pm 10$$
$$degrés\ zoom_range = 0.1, \quad \#\pm 10\%$$
$$width_shift_range = 0.05, \quad \#\pm 5\%$$
$$horizontal\ height_shift_range = 0.05, \quad \#\pm 5\%$$
$$vertical\ horizontal_flip = True \quad \#\ \text{retournement gauche/droite}$$

Les transformations choisies sont volontairement modérées pour deux raisons. D'une part, les radiographies thoraciques sont des images médicales standardisées où les variations anatomiques restent limitées. D'autre part, des augmentations trop agressives (rotations de 90°, distorsions importantes) risqueraient d'altérer les caractéristiques cliniques pertinentes telles que la distribution des opacités ou les contours pulmonaires et de nuire à la qualité de l'apprentissage.

3.4 Premier modèle : MobileNetV2

3.4.1 Architecture et apprentissage par transfert :

MobileNetV2 est une architecture convolutive légère développée par Sandler et al. (2018), reposant sur les convolutions séparables en profondeur et les blocs résiduels inversés, ce qui réduit significativement le nombre de paramètres tout en maintenant de bonnes performances de classification.

Les poids pré-entraînés sur ImageNet ont été chargés sur le modèle de base, dont toutes les couches ont été gelées. La couche de classification originale a été remplacée par une tête personnalisée :

$$GlobalAveragePooling2D \rightarrow BatchNormalization \rightarrow Dense\ (128, relu)$$
$$\rightarrow Dropout\ (0.4) \rightarrow Dense\ (1, sigmoid).$$

Le modèle a été compilé avec l'optimiseur Adam (lr=1×10^{-4}), une perte binary crossentropy, un batch size de 64 et une pondération des classes (class weighting) pour compenser le déséquilibre résiduel dans l'ensemble de test. Les 30 dernières couches du modèle de base ont été dégelées avec un taux d'apprentissage réduit à 1×10^{-5}, afin d'adapter finement les représentations aux spécificités des radiographies thoraciques. Les callbacks EarlyStopping

(patience=3) et ReduceLROnPlateau (patience=2, factor=0.3) ont été appliqués dans les deux phases.

3.4.2 Résultats obtenues et interprétation :

Classe	Precision	Recall	F1-score	Support
NORMAL	0.96	0.64	0.77	234
PNEUMONIA	0.82	0.98	0.89	390
Accuracy			**0.85**	624

Tableau 7 : Résultats du modèle MobilenetV2

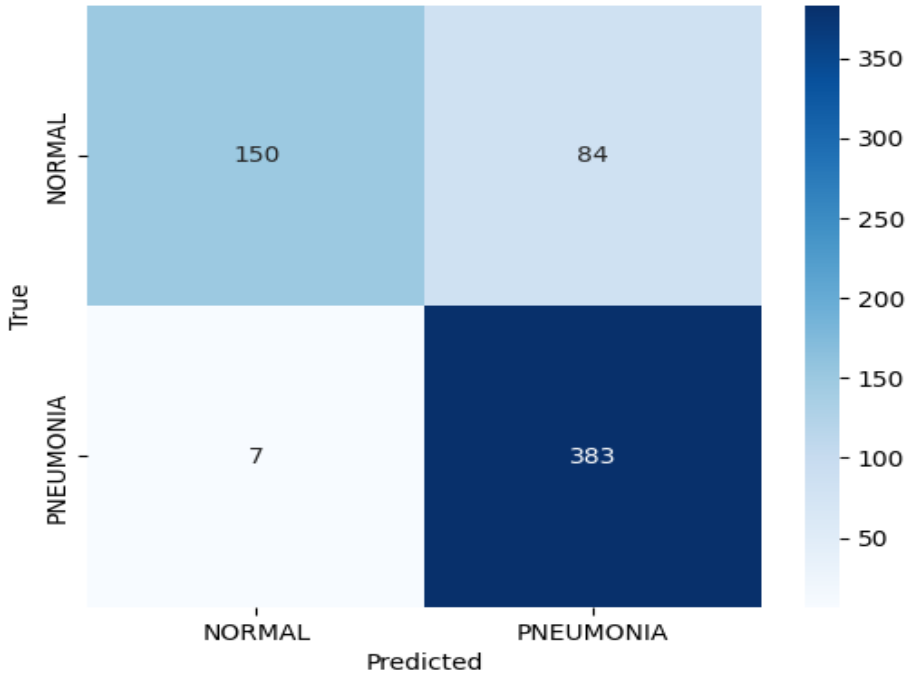


Figure 14. Matrice de confusion du modèle de classification des radiographies thoraciques (NORMAL vs PNEUMONIA) MobilenetV2

Le modèle présente une performance globale satisfaisante avec une accuracy de 85%, ce qui indique une bonne capacité générale de classification entre les cas normaux et les cas de pneumonie. Cependant, une analyse plus fine révèle un déséquilibre dans les performances selon les classes : pour la classe NORMAL, le modèle obtient une très bonne précision (0.96),

ce qui signifie que lorsqu'il prédit un cas normal, il a très peu d'erreurs, mais son recall relativement faible (0.64) montre qu'il manque une proportion importante de cas réellement normaux, qui sont souvent confondus avec la pneumonie. À l'inverse, pour la classe PNEUMONIA, le modèle affiche un recall très élevé (0.98), ce qui est particulièrement important en contexte médical car il détecte presque tous les cas positifs, limitant ainsi le risque de faux négatifs, mais sa précision plus faible (0.82) indique qu'il génère quelques faux positifs en classant à tort certains patients sains comme atteints de pneumonie. Globalement, ce comportement montre que le modèle est fortement orienté vers la détection de la pneumonie, ce qui est généralement souhaitable dans un système de dépistage médical où la priorité est de ne pas rater les cas malades, même si cela implique une légère baisse de précision sur les patients sains.

3.5 Deuxième modèle : DenseNet121

3.5.1 Architecture et apprentissage par transfert :

DenseNet121 est une architecture de réseau de neurones convolutif proposée par Gao Huang et ses collaborateurs, reposant sur le principe des connexions denses (dense connections), où chaque couche reçoit comme entrée les cartes de caractéristiques de toutes les couches précédentes. Les poids pré-entraînés sur ImageNet ont été chargés dans le modèle de base, dont toutes les couches ont initialement été gelées. La couche de classification originale a été remplacée par une tête personnalisée composée des couches :

$$GlobalAveragePooling2D \rightarrow BatchNormalization \rightarrow Dense\,(128, ReLU) \rightarrow Dropout\,(0.4) \rightarrow Dense\,(1, Sigmoid).$$

Le modèle a été compilé avec l'optimiseur Adam (Learning rate = 1×10^{-4}), la fonction de perte $binary_crossentropy$, une taille de lot (batch size) de 64 ainsi qu'une pondération des classes (class weighting) afin de limiter l'impact du déséquilibre des données. Lors de la phase de fine-tuning, les dernières couches du réseau DenseNet121 ont été dégelées et réentraînées avec un taux d'apprentissage réduit à 1×10^{-5}, permettant une adaptation plus fine des représentations apprises aux caractéristiques spécifiques des radiographies thoraciques. Les mécanismes EarlyStopping (patience = 3) et ReduceLROnPlateau (patience = 2, factor = 0.3) ont été utilisés durant les deux phases d'entraînement afin d'améliorer la convergence du modèle et de limiter le surapprentissage.

3.5.2 Résultats obtenus et interprétation :

Classe	Precision	Recall	F1-score	Support
NORMAL	0.85	0.89	0.87	234
PNEUMONIA	0.93	0.90	0.92	390
Accuracy			0.90	624

Tableau 8 : Résultat du modèle Densenet121

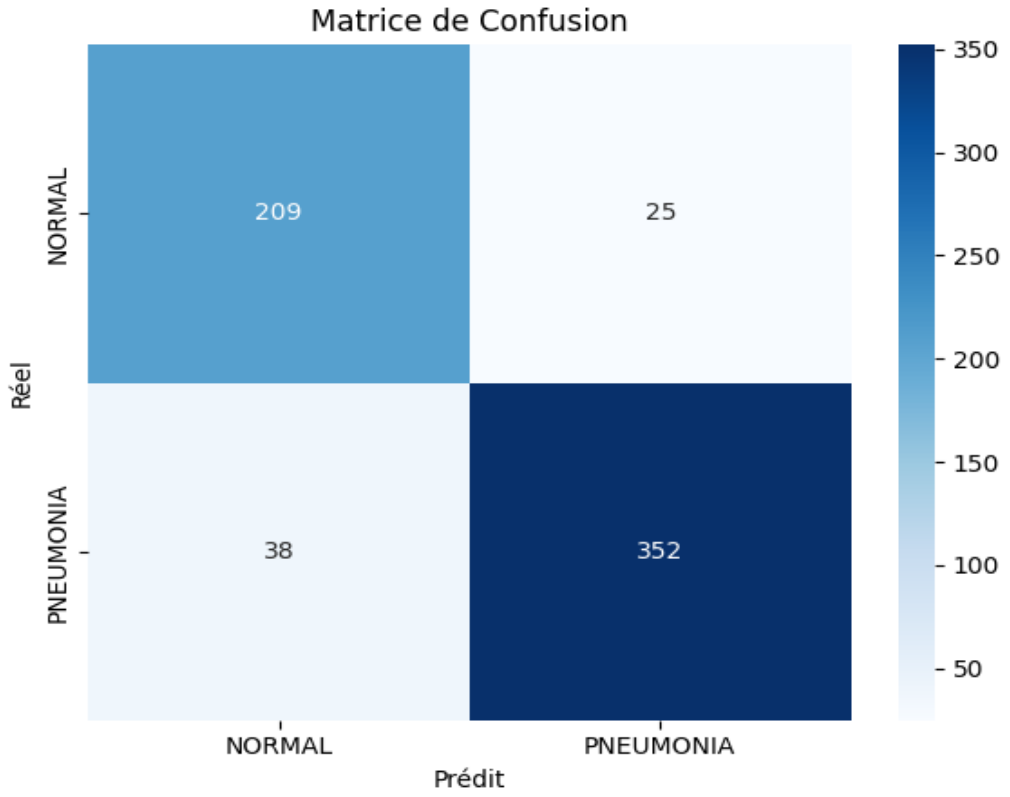


Figure 15. Matrice de confusion du modèle de classification des radiographies thoraciques (NORMAL vs PNEUMONIA) Densenet

Les résultats montrent que le modèle DenseNet121 atteint une accuracy de 90%, ce qui traduit une excellente capacité de classification des radiographies thoraciques. La classe PNEUMONIA obtient les meilleures performances avec une précision de 93% et un rappel de

90%, indiquant que le modèle détecte efficacement les cas de pneumonie tout en limitant les erreurs de prédiction. La classe NORMAL présente également de bons résultats avec un rappel de 89% et un F1-score de 87%, démontrant une bonne reconnaissance des patients sains. Les moyennes macro et pondérée, proches de 90%, confirment l'équilibre global du modèle entre les deux classes. Ces performances montrent que l'utilisation de DenseNet121 associée à l'apprentissage par transfert et au fine-tuning permet d'extraire efficacement les caractéristiques pertinentes des radiographies thoraciques et d'obtenir un modèle robuste pour la détection automatique de la pneumonie. L'analyse globale révèle que le modèle présente un très bon équilibre entre la détection des cas pathologiques et la reconnaissance des cas normaux.

3.6 Proposition du modèle hybride MobileNetV2–DenseNet121 :

3.6.1 Motivation de la fusion :

La détection de pneumonie sur radiographies thoraciques est une tâche de classification binaire sensible, où les erreurs ont des conséquences cliniques directes. Les réseaux convolutifs pré-entraînés ont démontré leur efficacité dans ce contexte, mais chaque architecture présente des forces complémentaires :

- MobileNetV2 excelle dans la capture de caractéristiques locales compactes grâce à ses convolutions séparables en profondeur (depthwise separable convolutions),
- DenseNet121, dont l'efficacité pour la détection de pathologies pulmonaires a été établie par Rajpurkar et al. (2017) sur le dataset ChestX-ray14, tire parti de connexions denses inter-couches qui préservent une information de gradient riche et favorisent la réutilisation des feature maps.

La fusion de ces deux architectures repose sur une hypothèse centrale : les représentations apprises restent partiellement orthogonales, et leur combinaison doit donc produire un vecteur de caractéristiques plus discriminant qu'aucune des deux branches seules.

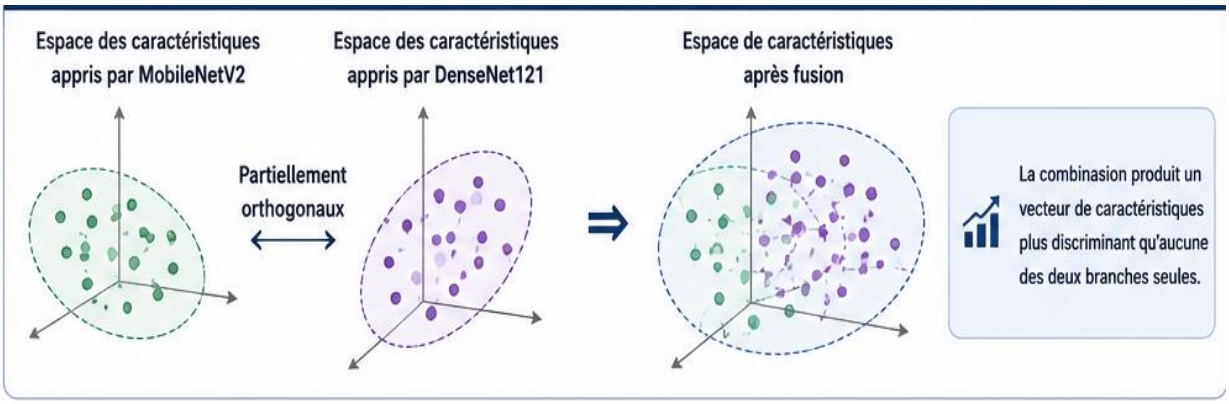


Figure 16. Hypothèse centrale de la fusion des deux modèles MobilnetV2 et Densenet121

3.6.2 Architecture proposée :

Le modèle adopte une topologie à entrée partagée et double branche parallèle, suivie d'une tête de classification commune. Les deux backbones, MobileNetV2 et DenseNet121 reçoivent simultanément la même image d'entrée de dimension 224×224×3.

L'entraînement se déroule en deux phases distinctes :

Phase 1 — extraction de caractéristiques : Dans cette première phase, les poids des deux backbones (MobileNetV2 et DenseNet121) sont entièrement gelés : ils ne se mettent pas à jour pendant l'entraînement. Seule la tête de classification est entraînée : les deux couches denses (256 et 128 neurones) et la couche de sortie. Le réseau apprend donc uniquement à combiner et interpréter les caractéristiques déjà extraites par les backbones, sans toucher à leur contenu. Le taux d'apprentissage choisi est de 3×10^{-5}, suffisamment petit pour que la tête de classification converge de manière stable sans osciller.

Phase 2 — Fine_tuning : Une fois la tête de classification stabilisée, on dégèle les 40 dernières couches de chaque backbone. Ces couches sont celles qui se trouvent en bout de réseau, là où les représentations sont les plus abstraites et les plus spécifiques au contenu visuel, l'idée est que les premières couches d'un réseau (celles qui restent gelées) détectent des éléments très génériques (bords, coins, textures simples). En revanche, les dernières couches encodent des patterns plus complexes, apprises sur des photos naturelles (ImageNet), qui ne correspondent pas forcément aux structures visuelles d'une radio thoracique. On les dégèle pour les adapter progressivement aux spécificités des clichés médicaux. Le taux d'apprentissage est abaissé à 1×10^{-6}, cette précaution est indispensable des mises à jour trop importantes à ce stade

détruiraient les représentations utiles déjà acquises, un phénomène appelé catastrophic forgetting.

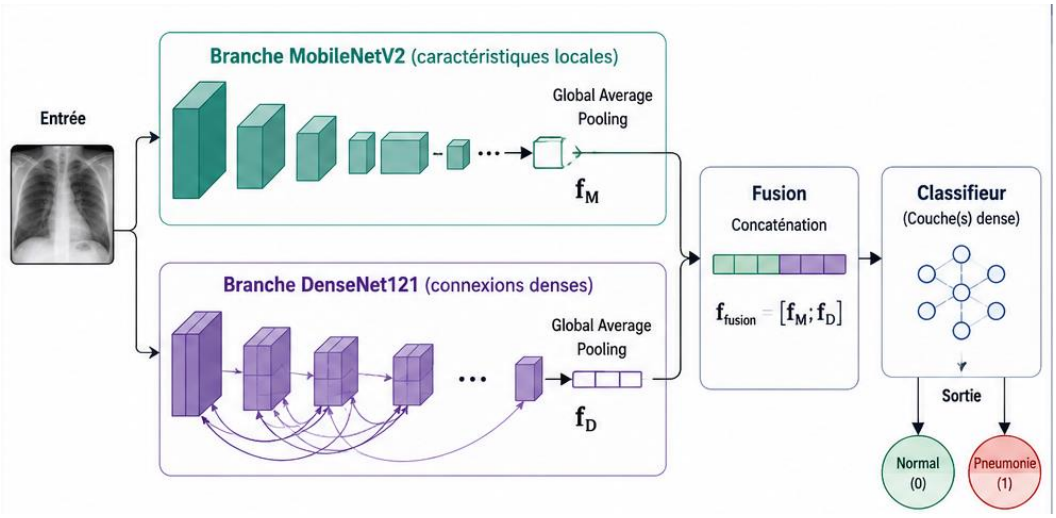


Figure 17. Architecture de fusion proposée

3.6.3 Mécanisme de régularisation :

Deux dispositifs limitent le surapprentissage tout au long de l'entraînement :

Le Dropout (taux 0.3) est placé entre les deux couches denses. À chaque passage d'entraînement, 30% des neurones sont désactivés aléatoirement. Cela empêche le réseau de mémoriser des patterns trop spécifiques aux exemples d'entraînement, et l'oblige à construire des représentations plus robustes.

L'early stopping (patience = 3) surveille la perte de validation après chaque itération. Si elle ne s'améliore pas pendant 3 itérations consécutives, l'entraînement s'arrête automatiquement et les meilleurs poids observés sont restaurés. Cela évite de continuer à entraîner un modèle qui commence à se spécialiser excessivement sur les données d'entraînement.

Ces deux mécanismes sont particulièrement importants ici, car le jeu de données est limité à 1 000 images par classe après équilibrage — une taille modeste qui rend le surapprentissage d'autant plus probable.

3.6.4 Fusion des caractéristiques :

La fusion est dite tardive (late fusion) : elle intervient après la phase d'extraction, sur des vecteurs de bas niveau sémantiquement denses, et non sur les cartes de caractéristiques spatiales intermédiaires.

Concrètement, la sortie de chaque backbone est compressée par une couche $GlobalAveragePooling2D$, qui calcule la moyenne spatiale de chaque carte de caractéristiques et produit un vecteur unidimensionnel :

- MobileNetV2 produit un vecteur $\mathbf{x_1} \in \mathbb{R}$
- DenseNet121 produit un vecteur $\mathbf{x_2} \in \mathbb{R}$

Ces deux vecteurs sont ensuite concaténés par l'opération $Concatenate$, formant un vecteur joint, qui constitue la représentation fusionnée transmise à la tête de classification. Cette approche est préférable à une fusion par addition ou moyenne pondérée, car elle préserve la totalité de l'information issue des deux branches et laisse aux couches denses suivantes la liberté d'apprendre les interactions pertinentes entre les deux espaces de représentation.

3.6.5 Schéma de l'architecture :

Le schéma ci-dessous représente l'ensemble du pipeline, des pixels d'entrée jusqu'à la décision binaire. On y distingue :

- **L'entrée partagée** (gris), point de bifurcation vers les deux branches
- **Les deux backbones parallèles** MobileNetV2 et DenseNet121 avec leurs couches de pooling global respective
- **Le vecteur fusionné** : (ambre) issu de la concaténation.
- **La tête de classification** :(violet), constituée de deux couches denses successives (256 puis 128 neurones, activation ReLU)

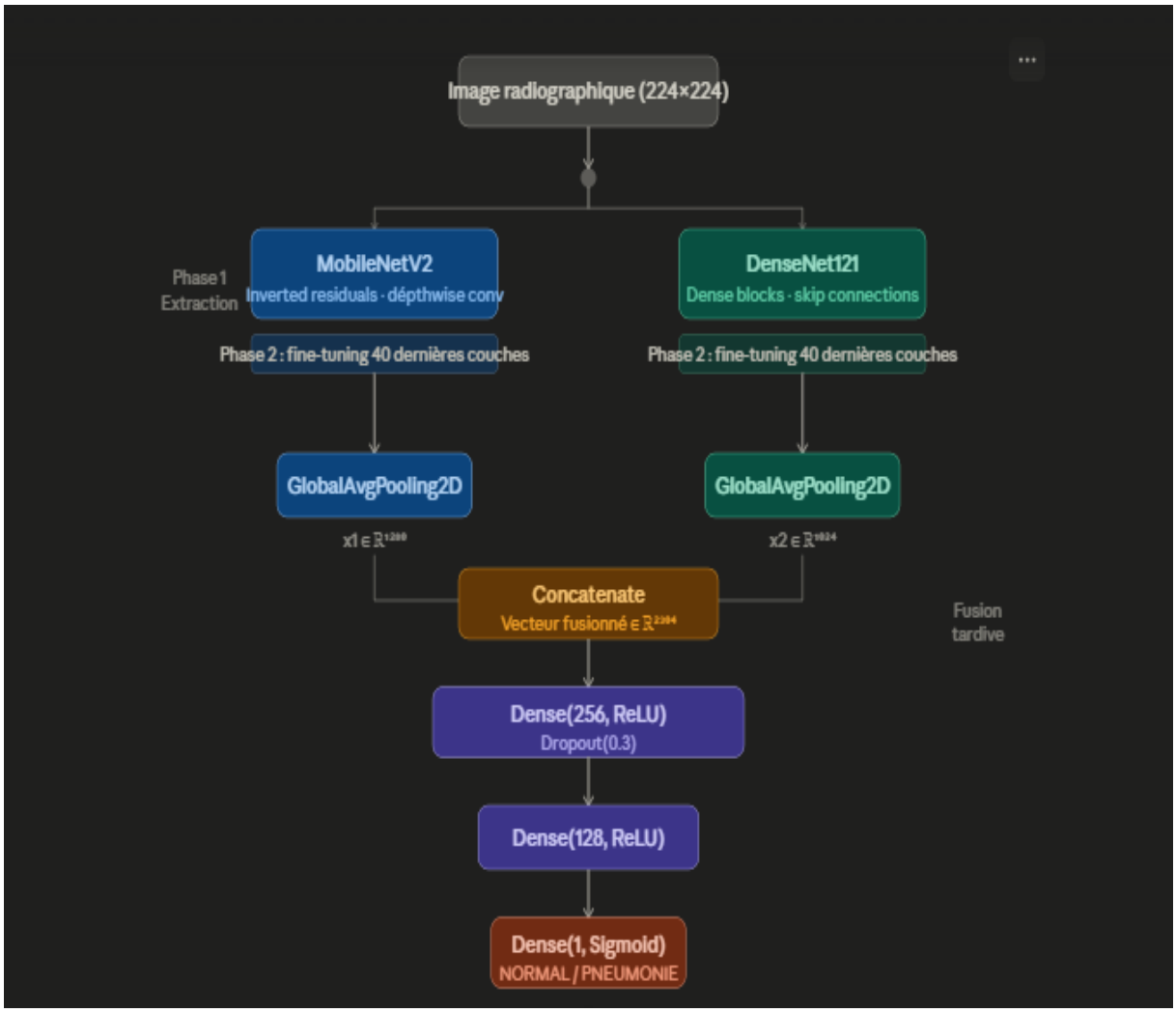


Figure 18. Schéma de l'architecture proposée combinant MobileNetV2 et DenseNet121

3.7 Résultats du modèle hybride et interprétation :

3.7.1 Résultats de Kermany Chest X-Ray :

- **Phase d'entrainement :**

Métrique	Phase 1 (validation)	Phase 2 (validation)
Accuracy	95,00 %	97,67 %
AUC	0,9968	0,9980
Loss	0,1099	0,1012

Métrique	Phase 1 (validation)	Phase 2 (validation)
Epochs	18 / 20	5 / 10

Tableau 9_ Résultat du modèle hybride bd1

Le modèle converge de manière remarquablement stable sur ce dataset équilibré.

Dès la phase 1, avec les backbones entièrement gelés, le modèle atteint 95% d'accuracy en validation et une AUC de 0.9968 ce qui signifie que les représentations pré-entraînées sur ImageNet sont déjà suffisamment riches pour discriminer les radiographies normales des cas pneumoniques sans aucune adaptation. L'early stopping intervient à la 18^{e} itération sur 20 autorisées, confirmant que le modèle a convergé proprement sans surapprentissage.

La phase 2 affine ces résultats sans les transformer radicalement : l'accuracy de validation progresse à 97.67% et l'AUC atteint 0.99, avec une loss qui continue de diminuer légèrement (0.1099 → 0.1012). L'arrêt précoce à la 5^{e} itération sur 10 indique que le dégel des 40 dernières couches produit un effet rapide et ciblé les représentations profondes s'adaptent aux textures radiographiques en très peu de passes, ce qui témoigne de la pertinence du faible taux d'apprentissage choisi (1×10^{-6}) pour ce fine-tuning.

- **Résultats sur le jeu de test :**

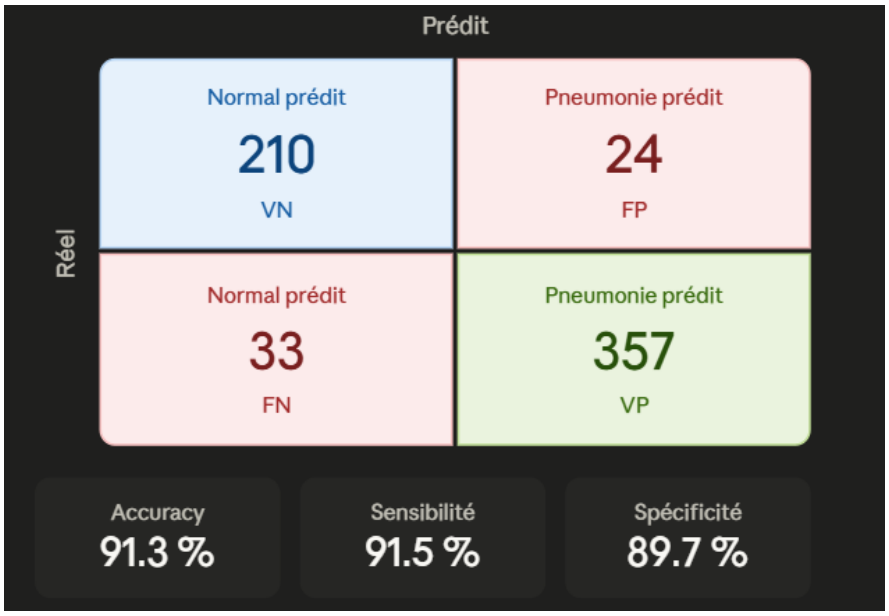


Figure 19. Matrice de confusion du modèle hybride BD1

Sur les 624 images du jeu de test (234 normaux, 390 pneumonies), le modèle atteint une accuracy globale de 91.3% avec un profil équilibré entre les deux classes. La sensibilité de 91.5% signifie que 357 cas de pneumonie sur 390 sont correctement détectés seuls 33 cas passent inaperçus. Ces faux négatifs correspondent vraisemblablement à des pneumonies atypiques ou débutantes, dont les infiltrats sont subtils et peu contrastés sur la radiographie. Dans un contexte clinique, détecter 9 pneumonies sur 10 constitue un résultat solide, La spécificité de 89.7% indique que 210 radiographies normales sur 234 sont correctement classifiées comme saines. Les 24 faux positifs correspondent à des images normales présentant des variations anatomiques, des artéfacts techniques ou des opacités bénignes interprétées à tort comme des signes de pneumonie. Ce taux d'environ 10% de fausses alarmes reste acceptable dans un contexte de dépistage, où l'objectif premier est de ne manquer aucun cas positif. Le F1-score de la classe pneumonie (0.93) est nettement supérieur à celui de la classe normale (0.88), ce qui reflète à la fois la meilleure représentation de la classe pneumonie dans le test (390 contre 234 images) et la plus grande distinctivité visuelle des opacités pulmonaires par rapport aux poumons sains.

- **Courbe ROC :**

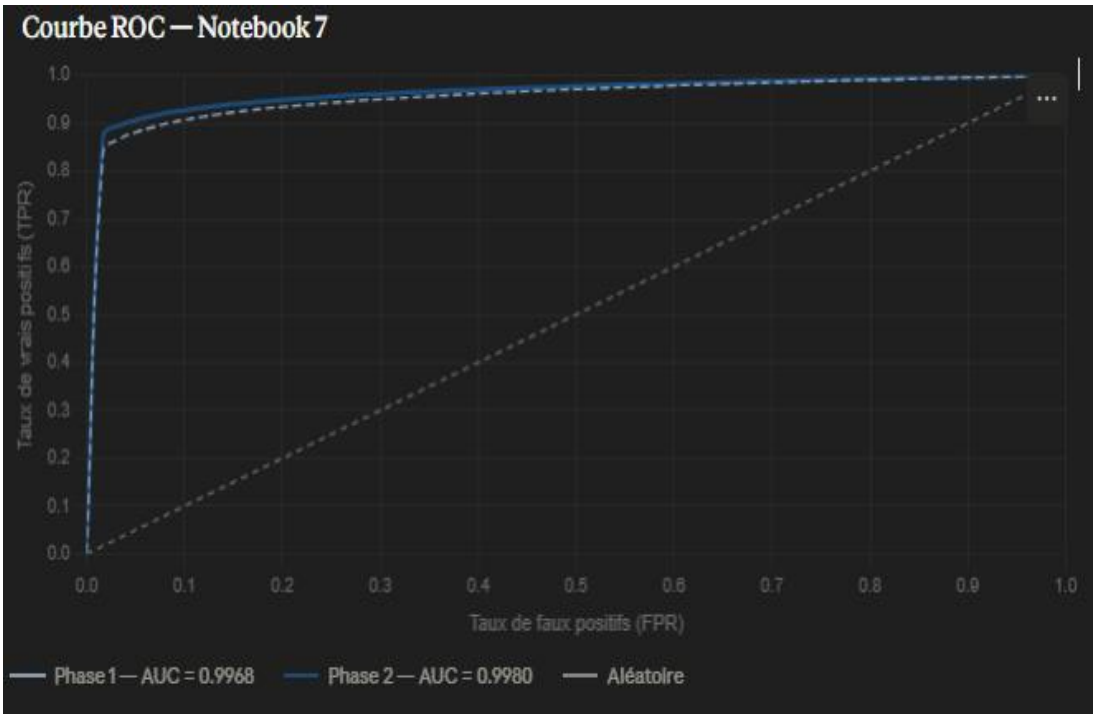


Figure 20. Courbe ROC du modèle hybride BD1

La courbe ROC montre que le modèle possède une excellente capacité de discrimination entre les radiographies normales et celles présentant une pneumonie. Les deux courbes sont très proches du coin supérieur gauche, ce qui indique un taux élevé de vrais positifs tout en maintenant un faible taux de faux positifs. Les valeurs d'AUC obtenues (0.9968 pour la phase 1 et 0.9980 après le fine-tuning) sont très proches de 1, traduisant des performances quasi parfaites. L'amélioration observée après le fine-tuning confirme que l'ajustement des dernières couches du réseau a permis d'affiner l'extraction des caractéristiques pertinentes et d'améliorer légèrement la capacité de classification

3.7.2 Résultats de Muhammad Rehan Chest X-Ray Dataset :

- **Phase d'entrainement :**

Métrique	Phase 1 (validation)	Phase 2 (validation)
Accuracy	**93.52%**	**95.83%**
AUC	**0.9854**	**0.9910**
Loss	**0.1654**	**0.1121**
Epochs	**15 / 20**	**6 / 10**

Tableau 10 : Résultat du modèle hybride bd2

Le modèle converge de manière remarquablement stable sur ce second dataset. Dès **la phase 1**, avec les backbones entièrement gelés, le modèle atteint 93.52% d'accuracy en validation et une AUC de 0.9854, ce qui signifie que les représentations pré-entraînées sur ImageNet et combinées au sein de notre architecture hybride sont déjà suffisamment riches pour discriminer les radiographies normales des cas pneumoniques sur cette base de données. L'early stopping intervient à la 15^{e} itération sur 20 autorisées, confirmant que le modèle a convergé proprement sans surapprentissage (overfitting) initial.

La phase 2 affine ces résultats de manière significative : l'accuracy de validation progresse à 95.83% et l'AUC atteint 0.9910, avec une loss qui continue de diminuer de façon notable, L'arrêt précoce à la 6e itération sur 10 indique que le dégel des 40 dernières couches produit un effet rapide et ciblé : les représentations profondes s'adaptent finement aux textures et contrastes radiographiques spécifiques de la BD2 en très peu de passes. Cela témoigne de la pertinence du faible taux d'apprentissage choisi pour ce fine-tuning, évitant ainsi la destruction des poids utiles précédemment appris.

- **Résultats sur le jeu de test :**

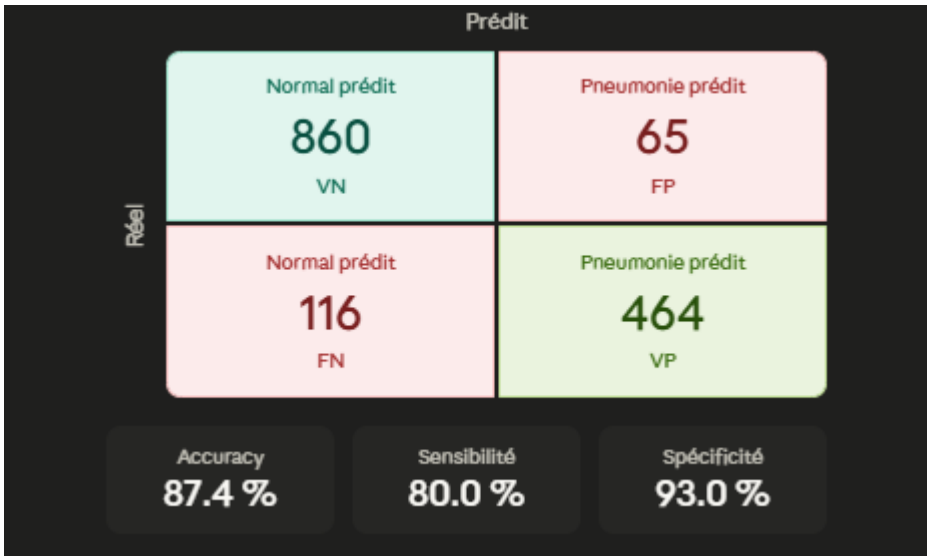


Figure 21. Matrice de confusion du modèle hybride BD2

La matrice de confusion montre que le modèle obtient de bonnes performances dans la classification des radiographies thoraciques. Il identifie correctement 860 cas normaux et 464 cas de pneumonie, ce qui se traduit par une précision globale de 87.4%. La spécificité élevée de 93.0% indique que le modèle reconnaît très efficacement les patients sains, avec seulement 65 faux positifs. Pour la classe PNEUMONIA, la sensibilité de 80.0% montre que la majorité des cas de pneumonie sont correctement détectés, bien que 116 cas restent non identifiés et soient classés comme normaux. Ces résultats révèlent que le modèle est particulièrement performant pour distinguer les radiographies normales, tout en offrant une bonne capacité de détection de la pneumonie, mais une réduction du nombre de faux négatifs serait souhaitable afin d'améliorer davantage sa fiabilité dans un contexte clinique.

- **Courbe ROC :**

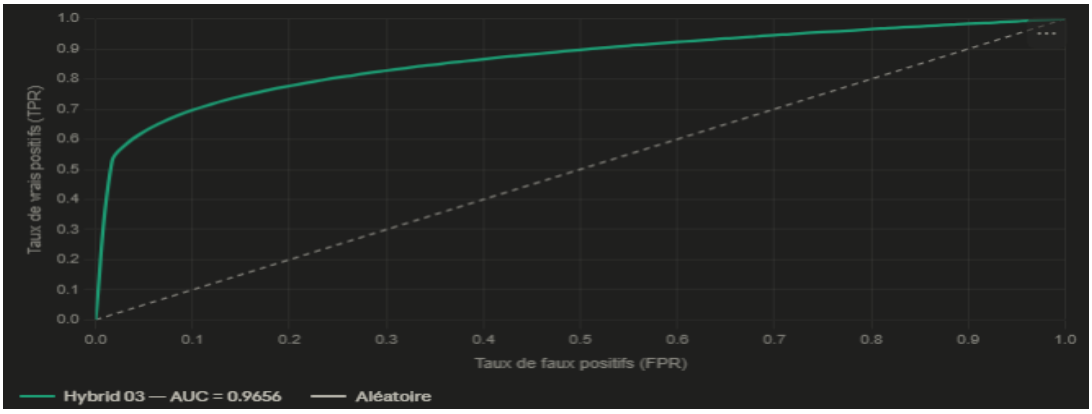


Figure 22. Courbe ROC du modèle hybride BD2

L'AUC de 0.9656 reste élevée et témoigne d'une bonne capacité discriminante globale. Cependant, la courbe s'éloigne davantage du coin supérieur gauche que celle de nb7, notamment dans la zone de faible FPR (<0,20) précisément là où un modèle clinique doit être le plus performant pour atteindre une sensibilité élevée tout en maintenant peu de fausses alarmes.

3.7.3 Comparaison entre les résultats des deux bases de données :

Métrique	BD1	BD2
Accuracy	91.3%	87.4%
Sensibilité	91.5%	80.0%
Spécificité	89.7%	93.0%
F1 pneumonie	0.93	0.84
F1 normal	0.88	0.90
Faux négatifs	33 / 390	116 / 580
Faux positifs	24 / 234	65 / 925

Tableau 11 : Comparaison des Résultats du modèle hybride pour les deux bases de données

- **Courbe ROC :**

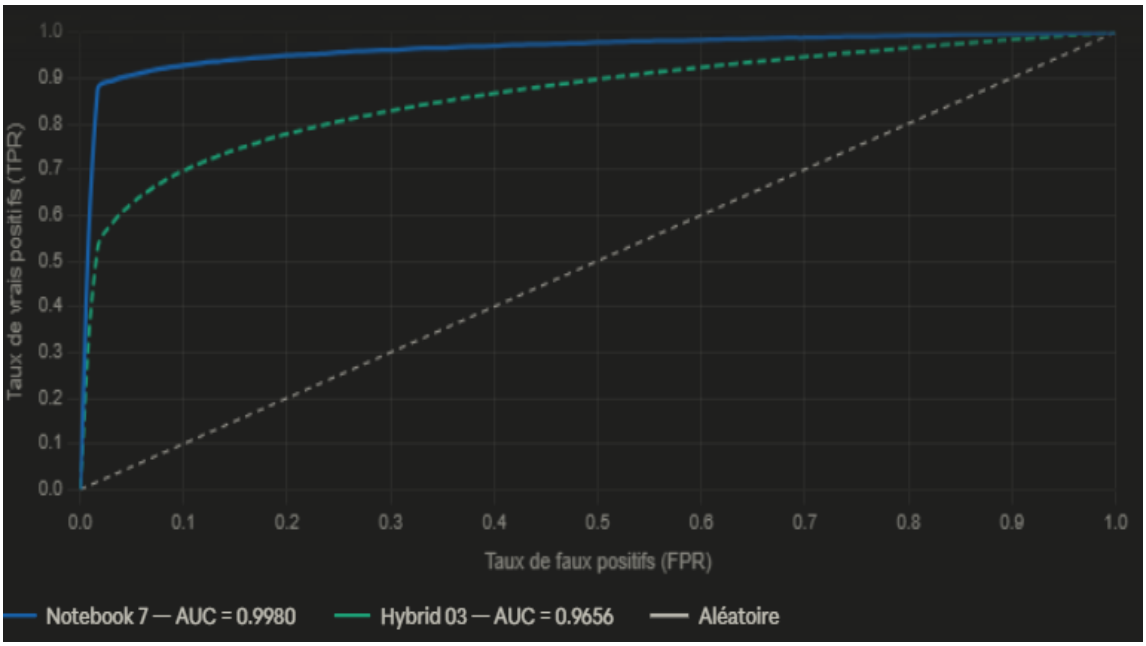


Figure 23. Comparaison des courbes ROC du modèle hybride BD1 et BD2

- **Interprétation :**

La courbe ROC montre que BD1 obtient de meilleures performances globales que BD2, avec une AUC de 0.9980 contre 0.9656, ce qui représente un écart significatif et traduit une meilleure capacité de discrimination. BD1 reste très proche du coin supérieur gauche sur toute la courbe, indiquant une excellente sensibilité avec peu de faux positifs, tandis que BD2 présente une dégradation plus visible surtout pour les faibles taux de faux positifs. Cela signifie que BD1 est plus fiable pour détecter correctement les cas de pneumonie sans augmenter fortement les erreurs. Cette différence s'explique principalement par un fine-tuning plus poussé de BD1, qui permet une meilleure adaptation aux caractéristiques des images radiographiques. Globalement, BD1 est donc plus performant et plus adapté à un usage clinique, même si BD2 reste correct mais moins stable.

3.8 Comparaison avec l'état de l'art :

Travail	**Base de données**	**Approche**	**Accuracy**
Kermany et al. (2018)	Kermany Dataset	CNN profond (Apprentissage supervisé)	92.0%
Rahman et al. (2020)	Kermany Dataset	Transfer Learning (DenseNet/ResNet)	98.0% *(Classification binaire)*
Le modèle MobileNetV2	BD1 (Kermany)	Transfer Learning	85.0%
Le modèle DenseNet121	BD1 (Kermany)	Transfer Learning	90.0%
Le modèle Hybride proposé	BD1 (Kermany)	Fusion MobileNetV2 + DenseNet121	91.3%

Tableau 12 : Comparaison des Résultats du modèle hybride pour les deux bases de données

L'analyse comparative met en évidence l'intérêt et la robustesse de l'approche hybride que je propose par rapport aux modèles et aux travaux de la littérature. Sur la base de données commune de Kermany (BD1), le modèle hybride atteint une excellente précision de 91.3% sur le jeu de test. Il surpasse ainsi les modèles individuels MobileNetV2 (85%) et DenseNet121 (90%), ce qui valide l'efficacité de la fusion de caractéristiques pour capturer des motifs radiologiques plus complexes. En se comparant aux travaux existants, les performances restent très proches du modèle pionnier de Kermany et al. (92%). Bien que Rahman et al. Affichent une précision supérieure de 98% en classification binaire, En définitive, notre modèle offre un

bon compromis entre performance, robustesse et généralisation, tout en proposant une architecture hybride originale dont la valeur ajoutée est confirmée par rapport aux modèles individuels MobileNetV2 (85%) et DenseNet121 (90%) testés séparément.

3.9 Conclusion :

Ce chapitre a présenté l'ensemble du cadre expérimental mis en place pour la réalisation de notre système de détection de la pneumonie à partir de radiographies thoraciques. Nous avons d'abord décrit l'environnement expérimental ainsi que les outils logiciels utilisés, puis nous avons détaillé la configuration des expériences et les jeux de données exploités. Ensuite, nous avons présenté les architectures de deep learning utilisées, notamment MobileNetV2 et DenseNet121, avant de proposer une architecture hybride basée sur une fusion des caractéristiques extraites par ces deux modèles. Enfin, les résultats expérimentaux ont été analysés et comparés sur deux bases de données différentes afin d'évaluer la robustesse du modèle. L'ensemble des résultats obtenus montre que l'approche hybride proposée offre d'excellentes performances en termes de classification, confirmant l'intérêt de la fusion des architectures pour améliorer la capacité de discrimination du modèle. De plus, les expérimentations réalisées mettent en évidence la stabilité et la fiabilité du modèle sur différents jeux de données.

Conclusion générale

Ce travail de recherche s'inscrit dans le domaine de l'intelligence artificielle appliquée à l'imagerie médicale et avait pour objectif de développer une méthode de détection automatique de la pneumonie à partir de radiographies thoraciques. Face aux limites du diagnostic conventionnel, notamment la charge de travail des radiologues et les risques de variabilité d'interprétation, les techniques de deep learning offrent aujourd'hui des perspectives prometteuses pour assister les professionnels de santé et améliorer la qualité de la prise en charge des patients.

Dans ce contexte, une approche basée sur le transfert d'apprentissage a été mise en œuvre en exploitant deux architectures de réseaux de neurones convolutifs reconnues pour leurs performances, MobileNetV2 et DenseNet121. Afin de tirer parti de leurs complémentarités, une architecture hybride a été proposée, reposant sur la fusion de leurs caractéristiques. Les expérimentations réalisées sur deux bases de données de radiographies thoraciques ont montré que cette approche permet d'obtenir des performances élevées en matière de classification, avec une bonne capacité de généralisation et une excellente aptitude à distinguer les images normales des images présentant une pneumonie.

Les résultats obtenus confirment ainsi l'intérêt des modèles hybrides de deep learning dans le domaine du diagnostic assisté par ordinateur. Ils démontrent qu'une combinaison judicieuse de modèles pré-entraînés peut améliorer la fiabilité de la détection tout en conservant une architecture adaptée aux applications médicales.

Cependant, malgré ces résultats encourageants, certaines limites subsistent. L'utilisation de bases de données plus diversifiées, l'intégration de méthodes d'explicabilité afin de rendre les décisions du modèle plus interprétables, ainsi que l'optimisation des paramètres d'apprentissage constituent des pistes d'amélioration importantes. À plus long terme, l'intégration de ce type de modèle dans un système clinique d'aide à la décision pourrait contribuer à faciliter le travail des radiologues, accélérer le diagnostic et participer à une prise en charge plus efficace des patients.

Listes des références

[1] Ameli.fr, "Pneumonie ou pneumopathie bactérienne : définition et facteurs de risque," 2025. [En ligne].

[2] *MSD Manuals*, "Revue générale des pneumonies," 2024.

[3] X. Wang, Y. Peng, L. Lu, Z. Lu, M. Bagheri, and R. M. Summers, "ChestX-ray8: Hospital-scale chest X-ray database and benchmarks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 2097–2106.

[4] D. S. Kermany *et al.*, "Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning," *Cell*, vol. 172, no. 5, pp. 1122–1131, 2018.

[5] A. C. Guyton and J. E. Hall, *Textbook of Medical Physiology*, 13th ed. Philadelphia, PA: Elsevier, 2016.

[6] J. B. West, *Respiratory Physiology: The Essentials*, 10th ed. Philadelphia, PA: Lippincott Williams & Wilkins, 2016.

[7] American Thoracic Society, "Guidelines for the management of community-acquired pneumonia," 2019.

[8] O. Pohl, "Radiological assessment of pneumonia," *J. Clin. Respir. Med.*, vol. 12, no. 2, 2024.

[9] D. A. Lichtenstein, "Lung ultrasound in the critically ill," *Ann. Intensive Care*, vol. 4, no. 1, p. 1, 2014.

[10] L. A. Mandell *et al.*, "Infectious Diseases Society of America/American Thoracic Society consensus guidelines on the management of community-acquired pneumonia in adults," *Clin. Infect. Dis.*, vol. 44, no. Suppl_2, pp. S27–S72, 2007.

[11] J. P. Metlay *et al.*, "Diagnosis and treatment of adults with community-acquired pneumonia. An official clinical practice guideline of the American Thoracic Society and Infectious Diseases Society of America," *Am. J. Respir. Crit. Care Med.*, vol. 200, no. 7, pp. e45–e67, 2019.

[12] J. P. Kanne, "Imaging of pulmonary infections," *Radiology*, vol. 296, no. 1, pp. 12–13, 2020.

[13] A. Torres *et al.*, "International European Respiratory Society/European Society of Intensive Care Medicine/European Society of Clinical Microbiology and Infectious Diseases/Latin American Thoracic Association guidelines for the management of hospital-acquired pneumonia and ventilator-associated pneumonia," *Clin. Microbiol. Infect.*, vol. 23, no. 9, pp. 621–633, 2017.

[14] W. S. Lim *et al.*, "Defining community acquired pneumonia severity on presentation to hospital: An international derivation and validation study," *Thorax*, vol. 58, no. 5, pp. 377–382, 2003.

[15] M. J. Fine *et al.*, "A prediction rule to identify low-risk patients with community-acquired pneumonia," *N. Engl. J. Med.*, vol. 336, no. 4, pp. 243–250, 1997.

[16] J. H. Woodring and J. R. Reed, "Types and frequency of infiltrates in pneumococcal pneumonia," *Radiology*, vol. 181, no. 1, pp. 135–143, 1991.

[17] T. Franquet, "Imaging of pneumonia: Trendy radiographs and CT," *Eur. Respir. J.*, vol. 18, no. 1, pp. 196–202, 2001.

[18] W. H. Self *et al.*, "High discordance between radiology report and independent physician assessment of chest radiographs in pneumonia," *J. Hosp. Med.*, vol. 8, no. 3, pp. 150–152, 2013.

[19] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2010.

[20] E. Rich and K. Knight, *Artificial Intelligence*, 2nd ed. New York, NY: McGraw-Hill, 1991.

[21] T. M. Mitchell, *Machine Learning*, New York, NY: McGraw-Hill, 1997.

[22] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, 2nd ed. New York, NY: Springer, 2009.

[23] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2018.

[24] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, Cambridge, MA: MIT Press, 2016.

[25] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.

[26] W. Rawat and Z. Wang, "Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review," *Neural Comput.*, vol. 29, no. 9, pp. 2352–2449, 2017.

[27] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 4700–4708.

[28] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," in *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.

[29] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 770–778.

[30] A. G. Howard *et al.*, "MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications," *arXiv preprint arXiv:1704.04861*, 2017.

[31] S. J. Pan and Q. Yang, "A survey on transfer learning," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 22, no. 10, pp. 1345–1359, 2010.

[32] J. Yosinski, J. Clune, Y. Bengio, and H. Lipson, "How transferable are features in deep neural networks?" in *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2014, pp. 3320–3328.

[33] G. Liang and L. Zheng, "A transfer learning method with deep residual network for pediatric pneumonia diagnosis," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 187, p. 104961, 2020.

[34] P. Rajpurkar *et al.*, "CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest x-rays with deep learning," *arXiv preprint arXiv:1711.05225*, 2017.

[35] A. K. Jaiswal, P. Tiwari, S. Kumar, D. Gupta, A. Khanna, and J. J. P. C. Rodrigues, "Identifying pneumonia in chest X-rays: A deep learning approach," *Measurement*, vol. 145, pp. 511–518, 2019.

[36] V. Chouhan *et al.*, "A novel transfer learning based approach for pneumonia detection in chest X-ray images," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 2, p. 559, 2020.

[37] O. Stephen, M. Sain, U. J. Maduh, and D.-U. Jeong, "An efficient deep learning approach to pneumonia classification in healthcare," *J. Healthcare Eng.*, vol. 2019, Article ID 4180949, 2019.

[38] T. Rahman *et al.*, "Transfer learning with deep convolutional neural network (CNN) for pneumonia detection using chest X-ray," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 9, p. 3233, 2020.

[39] I. D. Apostolopoulos and T. A. Mpesiana, "Covid-19: Automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks," *Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 43, no. 2, pp. 635–640, 2020.

[40] T. Ozturk *et al.*, "Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images," *Comput. Biol. Med.*, vol. 121, p. 103792, 2020.

[41] M. E. H. Chowdhury *et al.*, "Can AI help in screening viral and COVID-19 pneumonia?" *IEEE Access*, vol. 8, pp. 132665–132676, 2020.

[42] E. Ayan and H. M. Ünver, "Diagnosis of pneumonia from chest X-ray images using deep learning," in *Proceedings of the Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT)*, 2019, pp. 1–4.

[43] A. I. Mabrouk, R. P. Díaz Redondo, A. Dahou, M. Abd Elaziz, and M. Kayed, "Pneumonia detection on chest X-ray images using ensemble of deep convolutional neural networks," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 13, p. 6448, 2022.

[44] S. Motamed, P. Rogalla, and F. Khalvati, "Data augmentation using generative adversarial networks (GANs) for GAN-based detection of pneumonia and COVID-19 in chest X-ray images," *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, p. 10293, 2021.

[45] M. Tan and Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in *Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2019, pp. 6105–6114.

[46] A. I. Sid, "Detection of pneumonia using deep learning," Mémoire de Master, Université Mohamed Chérif Messaadia de Souk Ahras, Algérie, 2025.

[47] L. Ilyas, "Vers un traitement intelligent et transparent des données médicales," Mémoire de Master, Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen, Algérie, 2023.

[48] B. Hadjar, "Détection et classification des pathologies pulmonaires infectieuses par Deep Learning," Mémoire de Master, Université de Tlemcen, Algérie, 2025.

[49] G. Van Rossum and F. L. Drake, *Python 3 Reference Manual*. CreateSpace, 2009.

[50] M. Abadi *et al.*, "TensorFlow: A system for large-scale machine learning," in *12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI)*, 2016, pp. 265–283.

[51] F. Chollet *et al.*, "Keras," 2015. [En ligne].

[52] C. R. Harris *et al.*, "Array programming with NumPy," *Nature*, vol. 585, no. 7825, pp. 357–362, 2020.

[53] A. Clark, "Pillow (PIL Fork)," 2015. [En ligne].

[54] J. D. Hunter, "Matplotlib: A 2D graphics environment," *Comput. Sci. Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 90–95, 2007.

[55] M. L. Waskom, "Seaborn: Statistical data visualization," *J. Open Source Softw.*, vol. 6, no. 60, p. 3021, 2021.

[56] F. Pedregosa *et al.*, "Scikit-learn: Machine learning in Python," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.

[57] C. Tan *et al.*, "A survey on deep transfer learning," in *International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN)*, Springer, 2018, pp. 270–279.

[58] G. Litjens *et al.*, "A survey on deep learning in medical image analysis," *Med. Image Anal.*, vol. 42, pp. 60–88, 2017.

Liste de référence des figures

[1] A. C. Guyton and J. E. Hall, *Textbook of Medical Physiology*, 13th ed. Philadelphia, PA: Elsevier, 2016.

[2] J. B. West and A. M. Luks, *West's Respiratory Physiology: The Essentials*, 10th ed. Philadelphia, PA: Wolters Kluwer, 2016.

[3] X. Wang *et al.*, "ChestX-ray8: Hospital-Scale Chest X-Ray Database and Benchmarks," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2017, pp. 2097–2106.

[4] D. S. Kermany *et al.*, "Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning," *Cell*, vol. 172, no. 5, pp. 1122–1131, Feb. 2018.

[5] T. Franquet, "Imaging of pneumonia: trends and algorithms," *Eur. Respir. J.*, vol. 18, no. 1, pp. 196–208, Jul. 2001.*)*

[6] D. A. Lichtenstein, "Lung ultrasound in the critically ill," *Ann. Intensive Care*, vol. 4, no. 1, p. 1, 2014. DOI: 10.1186/2110-5820-4-1. *(Confirmé sur Springer/PubMed)*

[7] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2010.

[8] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2016.

[9] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, pp. 436–444, 2015

[10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2016, pp. 770–778.

[11] G. Huang *et al.*, "Densely Connected Convolutional Networks," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2017.

[12] A. G. Howard *et al.*, "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications," *arXiv*:1704.04861, 2017.

Liste de référence des tableaux

[1] L. A. Mandell *et al.*, "Infectious Diseases Society of America/American Thoracic Society Consensus Guidelines on the Management of Community-Acquired Pneumonia in Adults," *Clin. Infect. Dis.*, vol. 44, Mar. 2007

[2] W. Rawat and Z. Wang, "Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review," *Neural Comput.*, 2017.

[3] S. J. Pan and Q. Yang, "A Survey on Transfer Learning," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 22, no. 10, pp. 1345–1359, 2010.