الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد – تلمسان –

Université Aboubakr Belkaïd– Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE

MEMOIRE

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

En : Génie Biomédical

Spécialité : Imagerie médicale

Par : HAMIDI Wafaa Sara & KAHLALLOU Chaimaa

Sujet

Mise en place d'une Plateforme Intelligente d'Analyse d'Images IRM pour l'aide à la décision médicale : Cas du CHU de Tlemcen

Soutenu publiquement, le 18/06/2026, devant le jury composé de :

M/DJEBBARI Abdelghani	Professeur	Université de Tlemcen	Président
M/DIB Nabil	MCA	Université de Tlemcen	Examinateur
M/SOULIMANE Soufiane	Professeur	Université de Tlemcen	Examinateur, membre I2E
M/HADJ SLIMANE Zine-Eddine	Professeur	Université de Tlemcen	Encadrant
M/MANSERI Nabil	Radiologue	CHU de Tlemcen	Co-Encadrant
M/LOUEDJDI Salim	Professeur et Médecin	Université de Tlemcen et CHU Tlemcen	Représentant du secteur socio-économique

Année universitaire : 2025/2026

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier ALLAH, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

En premier lieu, nous remercions très chaleureusement notre encadreur Mr. HADJ SLIMANE Zine Eddine pour ses précieux conseils, son soutien et sa disponibilité tout au long de ce travail.

Nous tenons également à adresser nos sincères remerciements à notre co-encadrant Mr.MANSERI Nabil pour son soutien, ses encouragements et l'aide précieuse qu'il nous a apportée dans nos recherche

Nous exprimons également notre profonde gratitude aux membres du jury Mr. DJEBBARI Abdelghani et Mr. DIB Nabil pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail, ainsi que pour le temps qu'ils ont consacré à son évaluation.

Nous n'oublions pas d'adresser nos sincères remerciements à Mr. SOULIMANE Sofiane et Mr. LOUEDJDI Salim ainsi qu'à l'ensemble des enseignants du département de génie biomédical, pour leur disponibilité, leur dévouement et la qualité de la formation qu'ils nous ont dispensée.

Enfin, Nous tenons à exprimer notre sincère gratitude à toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail,

À mes très chers parents, qui ont toujours été ma source de force, de courage et de motivation. Merci pour votre amour inconditionnel, vos sacrifices, votre patience et votre soutien indéfectible tout au long de mon parcours. Aucun mot ne saurait exprimer ma profonde reconnaissance et mon immense gratitude envers vous.

À mes frères et sœurs, Mabrouk, Mustapha, Halima Amina et Israa. Merci pour votre affection, votre présence et vos encouragements constants. Je vous souhaite un avenir rempli de réussite, de bonheur et de prospérité.

À la mémoire de mon très cher grand-père Louadi. Qu'Allah lui accorde Sa Sainte Miséricorde et l'accueille dans Son vaste Paradis. Ton absence laisse un grand vide dans nos cœurs, mais ton souvenir demeure à jamais gravé dans nos mémoires. Tu as toujours été pour moi un exemple de sagesse, de bonté et de générosité. J'aurais tant aimé que tu sois présent pour partager avec nous ce moment de fierté. Cette réussite, je te la dédie avec tout mon amour, mon respect et ma profonde affection.

À ma très chère amie Ikram, qui a toujours été à mes côtés dans les moments difficiles comme dans les moments heureux. Merci pour ton soutien, ta confiance, ton écoute et tes encouragements, qui m'ont permis d'avancer et de croire en moi.

À toutes mes amies, pour les merveilleux souvenirs partagés, leur amitié sincère, leur soutien et leur présence tout au long de ces années.

À mon binôme Wafaa, avec qui j'ai partagé les efforts, les défis et les moments marquants de ce projet. Merci pour ton sérieux, ta collaboration, ta patience et tous les moments vécus ensemble au cours de cette expérience universitaire.

À mon encadreur Mr. HADJ SLIMANE Zine-Eddine et à mon co-encadreur Mr. MANSERI Nabil, pour leurs précieux conseils, leurs accompagnements et leurs orientations, qui ont grandement contribué à la réalisation de ce travail.

À toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail et à la réussite de mon parcours universitaire. Je leur adresse à tous l'expression de ma sincère gratitude et de mon profond respect.

KAHLALLOU Chaima

Dédicace

Je tiens à dédier ce travail à toutes les personnes qui ont contribué, directement ou indirectement, à la réalisation de ce projet et à la construction de mon parcours universitaire.

En premier lieu, j'exprime ma profonde reconnaissance à mes très chers parents. Leur soutien indéfectible, leurs sacrifices constants et leur amour inconditionnel ont été les piliers essentiels de ma réussite. J'adresse également mes remerciements les plus sincères à mes frères et sœurs, Mohammed, Djaafar et Mounia, qui m'ont accompagné avec patience, bienveillance et encouragement tout au long de ce parcours.

À mon encadreur Mr. HADJ SLIMANE Zine-Eddine et à mon co-encadreur Mr. MANSERI Nabil, pour leurs précieux conseils, leur accompagnement et leurs orientations, qui ont grandement contribué à la réalisation de ce travail.

J'adresse également ma gratitude à mes proches et à mes amis, qui ont su m'entourer, m'encourager et rendre cette expérience universitaire plus enrichissante et plus équilibrée. Leur présence a été une source précieuse de motivation et de réconfort.

Je tiens particulièrement à remercier Mohammed, l'informaticien, pour sa présence sincère et son soutien constant. Dans les moments de doute comme dans les périodes d'effort intense, il a été une véritable source de motivation et d'aide précieuse.

Je remercie sincèrement toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce travail, notamment par leurs conseils, leur aide ou leur disponibilité.

Enfin, j'exprime une reconnaissance particulière à toutes celles et tous ceux qui ont partagé avec moi un moment, un conseil ou un soutien durant cette période, contribuant ainsi, même indirectement, à l'aboutissement de ce projet.

À toutes ces personnes, j'adresse l'expression de ma profonde gratitude et de mon respect le plus sincère.

HAMIDI Wafaa Sara

Résumé :

Ce travail propose un système de classification automatique des pathologies du rachis lombaire à partir d'images d'IRM en utilisant des techniques de Deep Learning. L'objectif principal est d'assister le diagnostic médical en améliorant la rapidité, la précision et la fiabilité de l'interprétation des images. Une base de données d'IRM a été constituée et organisée en quatre classes : rachis normal, hernie discale, sténose lombaire et autres pathologies. Les images ont subi plusieurs étapes de prétraitement, notamment le redimensionnement, la normalisation et l'augmentation des données, afin d'améliorer la qualité de l'apprentissage et la robustesse des modèles. Trois architectures de réseaux de neurones convolutifs pré-entraînées, à savoir ResNet50, DenseNet121 et EfficientNet-B3, ont été comparées dans un cadre de transfert d'apprentissage. Les performances des modèles ont été évaluées à l'aide de métriques standard de classification. Les résultats obtenus montrent que les modèles de Deep Learning permettent une classification efficace des pathologies lombaires, confirmant ainsi leur potentiel et leur intérêt dans le développement d'outils d'aide au diagnostic médical.

Mots clés : IRM, Apprentissage profond, Rachis lombaires, Aide au diagnostic, traitement d'images

Abstract:

This work proposes an automatic classification system for lumbar spine pathologies from MRI images using Deep Learning techniques. The main objective is to assist medical diagnosis by improving the speed, accuracy, and reliability of image interpretation. An MRI database was established and organized into four classes: normal spine, disc herniation, lumbar spinal stenosis, and other pathologies. The images underwent several preprocessing steps, including resizing, normalization, and data augmentation, in order to improve learning quality and model robustness. Three pre-trained convolutional neural network architectures, namely ResNet50, DenseNet121, and EfficientNet-B3, were compared within a transfer learning framework. The performance of the models was evaluated using standard classification metrics. The obtained results demonstrate that Deep Learning models enable effective classification of lumbar spine pathologies, confirming their potential and relevance in the development of computer-aided medical diagnosis tools.

Keywords: MRI, Deep Learning, Lumbar Spine, Computer-Aided Diagnosis, Image Processing.

الملخص

يُقَدِّم هذا العمل نظامًا آليًا لتصنيف أمراض العمود الفقري القطني اعتمادًا على صور التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) باستخدام تقنيات التعلم العميق. ويتمثل الهدف الرئيسي في المساهمة في دعم التشخيص الطبي من خلال تحسين سرعة ودقة وموثوقية تفسير الصور الطبية. تم إنشاء قاعدة بيانات لصور الرنين المغناطيسي وتنظيمها ضمن أربع فئات: العمود الفقري القطني السليم، والانزلاق الغضروفي، وتضيق القناة القطنية، وأمراض أخرى. وقد خضعت الصور لعدة مراحل من المعالجة المسبقة، شملت تغيير الأبعاد، والتطبيع، وزيادة البيانات، بهدف تحسين جودة التعلم وتعزيز متانة النماذج. تمت مقارنة ثلاث بنى شبكات عصبية التفافية مدرَّبة مسبقًا، وهي ResNet50 :وDenseNet121وEfficientNet-B3، في إطار التعلم بالنقل (Transfer Learning).وقد تم تقييم أداء النماذج باستخدام مقاييس التصنيف القياسية. أظهرت النتائج المتحصل عليها أن نماذج التعلم العميق تُمكِّن من تصنيف أمراض العمود الفقري القطني بكفاءة عالية، مما يؤكد إمكاناتها وأهميتها في تطوير أدوات مساعدة للتشخيص الطبي.

الكلمات المفتاحية:
التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) ، التعلم العميق، العمود الفقري القطني، المساعدة على التشخيص الطبي، معالجة الصور

Sommaire

Résumé……..1
Liste des figures……3
Liste des tableaux……4
Introduction générale……5
Chapitre I : Anatomie et pathologies du rachis lombaire……8
I.1. Introduction……8
I.2. Anatomie générale du rachis lombaire……8
I.3 Pathologies lombaires fréquentes……14
I.4 Importance de l'IRM dans le diagnostic précoce……17
1.5 Impact socio-économique de la lombalgie……..18
I.6 Conclusion……..19
Chapitre II : Imagerie IRM et technologies d'analyse intelligente……..20
II.1 Introduction……20
II.2 Imagerie IRM du rachis lombaire……..21
II.3 Données médicales numériques……23
II.4 Systèmes d'information en imagerie médicale……24
II.5 Organisation des bases de données médicales……..27
II.6 Intelligence artificielle appliquée aux images médicales……..31
II.7 État de l'art des travaux de recherche……35
II.8. Conclusion……..39
Chapitre III : Méthodologie et résultats……..…40
III.1 Introduction……40
III.2 Présentation du Dataset……..…40
III.3 Méthodologie……..45
III.4 Prétraitement des données……..47
III.5 Division du Dataset……..…50
III.6 Gestion du déséquilibre des classes……51
III.7 Paramètres expérimentaux……..…51
III.8 Résultats du modèle ResNet50……..54
III.9 Résultats du modèle EfficientNet-B3……57
III.10 Résultats du modèle DenseNet121……..…61
III.11 Comparaison des modèles……...65
III.12 Choix du modèle final……..……67
III.13 Intégration du modèle dans la plateforme proposée……..68
III.14 Discussion générale…… 73
III.15 Limites de l'étude……..…76
III.16 Perspectives……..76
III.17. Conclusion……..78
BUSINESS MODEL CANEVAS……..79
Conclusion générale……..89
Références bibliographiques……..…91

Liste des figures

Figure 1.1 : Organisation anatomique de la colonne vertébrale et localisation du rachis lombaire.
Figure 1.2 : A. Vue antérieure du rachis lombaire B. Vue latérale droite C. Vue postérieure.
Figure 1.3 : Coupe horizontale du rachis lombaire passant par le disque intervertébral et par les apophyses articulaires.
Figure 1.4 : Vue antérieure d'un disque intervertébral lombaire.
Figure 1.5 : Coupe horizontale du canal vertébral, passant par L1_L2.
Figure 1.6 :Organisation des racines nerveuses lombaires et leur trajet.
Figure 1.7 : Hernie discale lombaire observée en IRM : A) coupe axiale ; B) coupe sagittale.
Figure 1.8 :Illustration d'un canal lombaire étroit.
Figure 1.9 : Exemple d'une hernie discale lombaire observée en IRM.
Figure 2.1 : Le principe de paramagnétisme nucléaire.
Figure 2.2 : Schéma du flux DICOM.
Figure 2.3 : Intégration du PACS avec les systèmes hospitaliers RIS et HIS.
Figure 2.4 : Schéma DICOM tree.
Figure 2.5 : pipeline IA médicale.
Figure 2.6 : Architecture générale d'un CNN.
Figure 2.7 : Pipeline général de l'état de l'art.
Figure 3.1 : CHU Tlemcen, Service Imagerie médicale.
Figure 3.2 : diagramme distribution des classes du dataset.
Figure 3.3 : Exemple d'images IRM représentatives des quatre classes du dataset.
Figure 3.4 : Pipeline global du système de classification des images IRM basé sur le Deep Learning.
Figure 3.5 : Exemples d'images IRM après application des techniques de Data Augmentation (rotation, symétrie horizontale et translation).
Figure 3.6 : Courbes Accuracy et Loss du modèle ResNet50.
Figure 3.7 : Matrice de confusion du modèle ResNet50.
Figure 3.8 : Courbes Loss du modèle EfficientNet-B3.
Figure 3.9 : Courbes Accuracy du modèle EfficientNet-B3.
Figure 3.10 : Matrice de confusion du modèle EfficientNet-B3.
Figure 3.11 : Courbes Accuracy du modèle DenseNet121.
Figure 3.12 : Courbes Loss du modèle DenseNet121.
Figure 3.13 : Matrice de confusion du modèle DenseNet121.
Figure 3.14: Comparaison graphique des performances des modèles.
Figure 3.15 : Vue générale de la plateforme proposée.
Figure 3.16 : Pipeline de classification intégré dans la plateforme.
Figure 3.17 : Interface d'authentification.
Figure 3.18 : Tableau de bord principal.
Figure 3.19 : Interface de chargement des images IRM.
Figure 3.20 : Interface des résultats de classification.

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Indicateurs épidémiologiques et socio-économiques de la lombalgie à l'échelle mondiale.
Tableau 2.1 : Comparaison des principales modalités d'imagerie du rachis lombaire.
Tableau 2.2 : Principales séquences IRM utilisées dans l'exploration du rachis lombaire.
Tableau 2.3 : Catégorisation des métadonnées des images médicales IRM.
Tableau 2.4 : Impact de la qualité des annotations sur la performance des modèles d'intelligence artificielle.
Tableau 2.5 : Comparaison des architectures de Deep Learning.
Tableau 2.6 : Synthèse des travaux récents (classification lombaire IRM), [62] : [69].
Tableau 2.7 : Comparaison des approches IA en IRM lombaire.
Tableau 2.8 : Principales bases de données utilisées dans les études de classification des pathologies lombaires à partir d'images IRM [74] : [79].
Tableau 3.1 : Distribution des images selon les classes du dataset.
Tableau 3.2 : Paramètres de normalisation appliqués aux images d'entrée.
Tableau 3.3 : Paramètres utilisés pour l'augmentation des données.
Tableau 3.4 : Répartition du dataset en sous-ensembles d'entraînement, validation et test
Tableau 3.5 : Paramètres d'entraînement.
Tableau 3.6 : Configuration matérielle et logicielle.
Tableau 3.7 : Rapport de classification du modèle ResNet50.
Tableau 3.8 : Rapport de classification du modèle EfficientNet-B3.
Tableau 3.9 : Rapport de classification du modèle DenseNet121.
Tableau 3.10: Comparaison des performances.
Tableau 3.11 : Exemple de résultat généré par la plateforme.
Tableau 3.12: Validation des exigences fonctionnelles du cahier des charges.

Introduction générale

Les pathologies du rachis lombaire représentent aujourd'hui un problème majeur de santé publique à l'échelle mondiale. Elles constituent l'une des principales causes de douleur chronique, d'incapacité fonctionnelle et de diminution de la qualité de vie. Parmi ces affections, les hernies discales, les sténoses lombaires et les modifications dégénératives du rachis sont particulièrement fréquentes et engendrent un impact médical, social et économique considérable.

Dans ce contexte, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) s'est imposée comme la modalité d'imagerie de référence pour l'exploration du rachis lombaire. Grâce à son excellente capacité à visualiser les tissus mous, les disques intervertébraux et les structures nerveuses, elle permet une évaluation détaillée des anomalies lombaires sans exposition aux rayonnements ionisants. Cependant, l'augmentation constante du volume des examens médicaux génère une quantité importante de données à analyser, ce qui peut rendre l'interprétation des images complexe et chronophage pour les spécialistes.

Parallèlement, les progrès récents de l'intelligence artificielle, et plus particulièrement de l'apprentissage profond (Deep Learning), ont ouvert de nouvelles perspectives dans le domaine de l'imagerie médicale. Les réseaux de neurones convolutionnels ont démontré leur capacité à apprendre automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir des images et à réaliser des tâches de classification avec des performances remarquables. Ces avancées offrent la possibilité de développer des systèmes d'aide au diagnostic capables d'assister les professionnels de santé dans l'analyse des examens médicaux.

C'est dans cette perspective que s'inscrit le présent travail. L'objectif principal est de concevoir et d'évaluer un système de classification automatique des pathologies du rachis lombaire à partir d'images IRM en utilisant les techniques modernes de Deep Learning. Une attention particulière est portée à l'exploitation d'une base de données locale anonymisée ainsi qu'à l'utilisation du transfert d'apprentissage afin d'améliorer les performances de classification malgré la taille limitée du dataset disponible.

Pour atteindre cet objectif, plusieurs architectures de réseaux de neurones ont été étudiées et comparées, notamment ResNet50, DenseNet121 et EfficientNet-B3. Une analyse

expérimentale approfondie a été réalisée afin d'identifier le modèle le plus performant pour la reconnaissance automatique des différentes classes de pathologies lombaires.

Ce mémoire est organisé en trois chapitres :

Le premier chapitre présente le contexte médical de l'étude, les principales pathologies du rachis lombaire ainsi que les notions fondamentales relatives à l'Imagerie par Résonance Magnétique.

Le deuxième chapitre est consacré aux données médicales numériques, aux standards d'imagerie médicale, aux concepts de l'intelligence artificielle appliquée à l'imagerie médicale ainsi qu'à l'état de l'art des travaux récents portant sur la classification automatique des pathologies lombaires.

Le troisième chapitre décrit la méthodologie adoptée, incluant la préparation du dataset, les étapes de prétraitement, la mise en œuvre des modèles de Deep Learning, l'évaluation expérimentale ainsi que l'analyse et la comparaison des résultats obtenus.

L'ensemble de ces travaux vise à contribuer au développement de solutions intelligentes d'aide au diagnostic médical capables d'améliorer l'exploitation des images IRM lombaires et de soutenir les spécialistes dans leur pratique clinique.

Chapitre I : Anatomie et pathologies du rachis lombaire

I.1. Introduction

La lombalgie constitue l'un des troubles musculo-squelettiques les plus fréquents à l'échelle mondiale et représente un problème majeur de santé publique. Elle se définit comme une douleur localisée au niveau de la région lombaire, souvent associée à des altérations structurelles du rachis.

Les données épidémiologiques indiquent qu'environ 70 à 80 % de la population mondiale présentera au moins un épisode de lombalgie au cours de sa vie. Cette pathologie est également une cause importante d'incapacité fonctionnelle et d'absentéisme professionnel, engendrant un impact socio-économique considérable.

Les principales origines de la lombalgie incluent les pathologies dégénératives du rachis lombaire, telles que la dégénérescence discale, la hernie discale et la sténose du canal lombaire. Ces affections peuvent entraîner une compression des structures nerveuses responsables des symptômes cliniques.

La compréhension de ces mécanismes repose sur une connaissance approfondie de l'anatomie du rachis lombaire, incluant les vertèbres, les disques intervertébraux, le canal rachidien et les racines nerveuses.

Dans ce contexte, ce chapitre a pour objectif de présenter les bases anatomiques du rachis lombaire ainsi que les principales pathologies associées, afin de préparer l'analyse des méthodes diagnostiques utilisées en imagerie médicale.

I.2. Anatomie générale du rachis lombaire

La colonne vertébrale constitue l'axe central du squelette humain et joue un rôle fondamental dans le maintien de la posture, la protection de la moelle épinière et la transmission des charges mécaniques entre les différentes parties du corps. Elle est composée d'une succession de structures osseuses appelées vertèbres, séparées par des disques intervertébraux et stabilisées par un ensemble complexe de ligaments et de muscles [1].

Sur le plan anatomique, la colonne vertébrale est divisée en cinq régions principales : cervicale, thoracique, lombaire, sacrée et coccygienne. Parmi ces différentes régions, le rachis lombaire occupe une position particulière en raison de son rôle essentiel dans le support du poids du corps et dans la réalisation des mouvements du tronc [2]. La localisation du rachis lombaire au niveau de la partie inférieure de la colonne vertébrale est illustrée à la Figure I.1, qui présente la disposition générale de la colonne vertébrale.

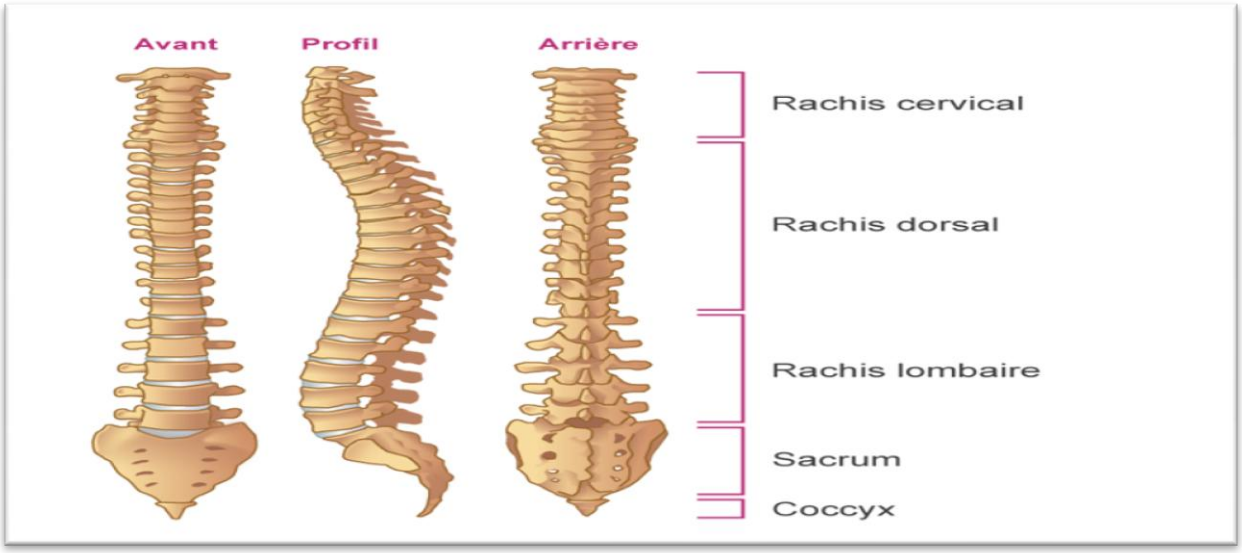


Figure I.1 : *Organisation anatomique de la colonne vertébrale et localisation du rachis lombaire.*

Le rachis lombaire est constitué de cinq vertèbres, notées de L1 à L5, caractérisées par des corps vertébraux volumineux adaptés aux contraintes mécaniques importantes exercées dans cette région [3]. Ces vertèbres participent à la formation du canal vertébral et s'articulent entre elles grâce aux disques intervertébraux et aux articulations postérieures, permettant ainsi une combinaison de stabilité et de mobilité. Une représentation anatomique du rachis lombaire est présentée dans la Figure I.2, montrant l'organisation des vertèbres lombaires et leur disposition relative.

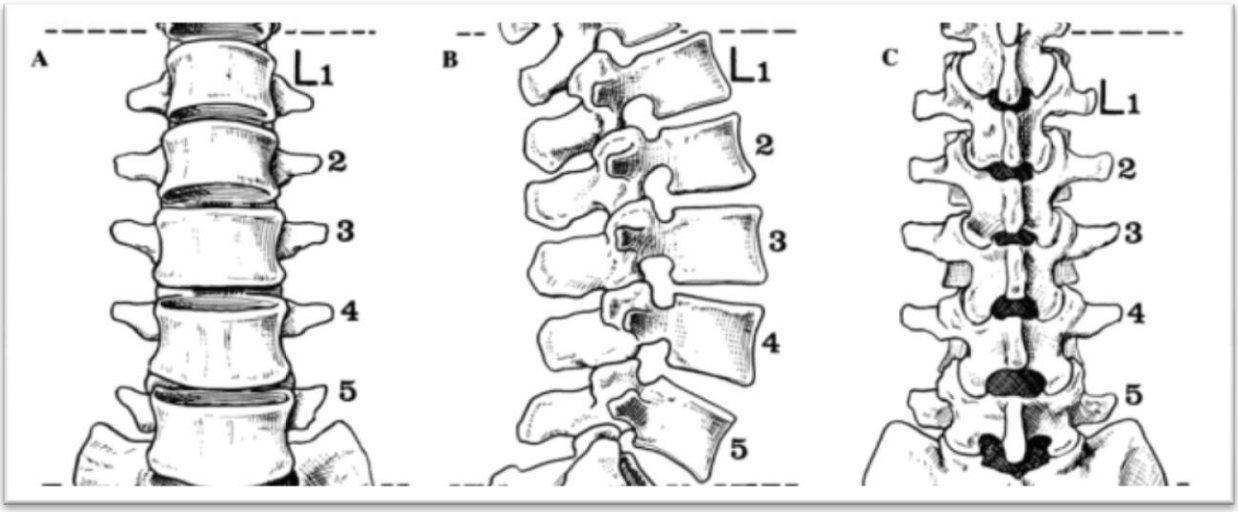


Figure *I.2 :* *A. Vue antérieure du rachis lombaire B. Vue latérale droite C. Vue postérieure.*

En raison de sa fonction biomécanique, le rachis lombaire est soumis à des contraintes importantes liées aux mouvements de flexion, d'extension et de rotation du tronc. Cette sollicitation mécanique permanente explique en partie la fréquence élevée des pathologies dégénératives observées dans cette région de la colonne vertébrale. Ainsi, la compréhension détaillée de l'anatomie du rachis lombaire constitue une étape essentielle pour l'interprétation des images médicales et pour l'analyse des différentes pathologies pouvant affecter cette structure.

Afin de mieux comprendre les mécanismes physiopathologiques des affections lombaires, il est nécessaire d'examiner plus précisément les différentes structures anatomiques composant le rachis lombaire, notamment les corps vertébraux, les disques intervertébraux, le canal rachidien et les racines nerveuses.

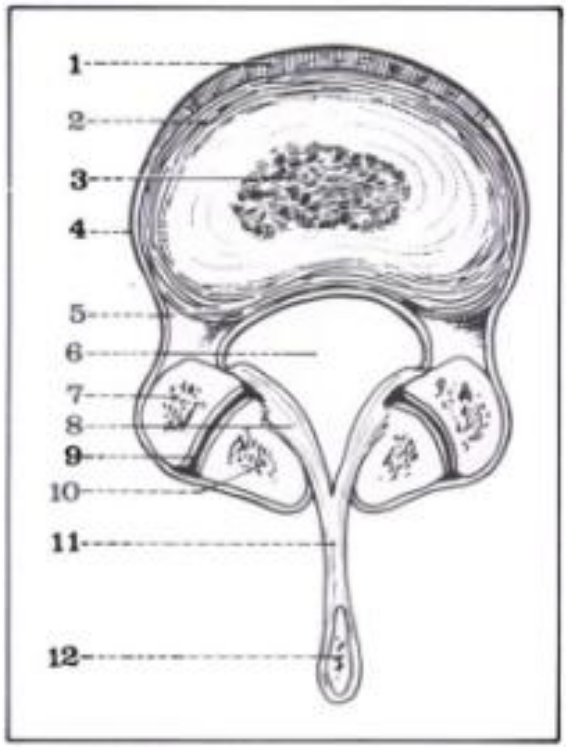
I.2.1. Corps vertébraux

Les corps vertébraux constituent les principales structures osseuses du rachis lombaire et assurent la transmission des charges mécaniques entre les différentes vertèbres. Ils présentent une forme volumineuse et cylindrique, adaptée aux contraintes importantes supportées par cette région de la colonne vertébrale [3].

Chaque corps vertébral est constitué d'un tissu osseux spongieux entouré d'une couche d'os compact, ce qui lui confère à la fois résistance et légèreté. Les plateaux vertébraux

situés à la surface supérieure et inférieure des corps vertébraux jouent un rôle essentiel dans la nutrition et la stabilité des disques intervertébraux adjacents [5].

Dans les examens d'imagerie par résonance magnétique, les corps vertébraux apparaissent comme des structures anatomiques bien définies, permettant d'évaluer l'intégrité osseuse ainsi que d'éventuelles anomalies structurelles. Une représentation anatomique des corps vertébraux lombaires est présentée dans la Figure I.3.



1. *Ligament longitudinal antérieur.*
2. *Anneau fibreux.*
3. *Noyau pulpeux.*
4. *Périoste du corps vertébral.*
5. *Pédicule.*
6. *Trou vertébral.*
7. *Apophyse articulaire supérieure.*
8. *Ligament jaune.*
9. *Cavité articulaire.*
10. *Apophyse articulaire inférieure.*
11. *Ligament interépineux.*
12. *Apophyse épineuse.*

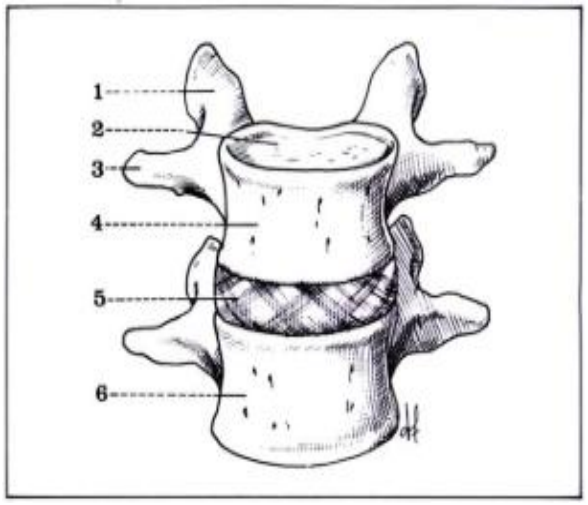
Figure I.3 : *Coupe horizontale du rachis lombaire passant par le disque intervertébral et par les apophyses articulaires.*

I.2.2 Disques intervertébraux

Les disques intervertébraux sont des structures fibro-cartilagineuses situées entre les corps vertébraux adjacents et jouent un rôle essentiel dans l'absorption des contraintes mécaniques et la mobilité de la colonne vertébrale [1].

Chaque disque intervertébral est constitué de deux parties principales : le noyau pulpeux (nucleus pulposus), situé au centre du disque et riche en eau, et l'anneau fibreux (annulus fibrosus), formé de couches concentriques de fibres de collagène assurant la résistance mécanique du disque [2]. Cette organisation particulière permet aux disques intervertébraux d'agir comme des amortisseurs naturels entre les vertèbres.

Dans le rachis lombaire, les disques intervertébraux sont particulièrement sollicités en raison des contraintes mécaniques importantes exercées dans cette région. Les altérations dégénératives du disque peuvent entraîner différentes pathologies, notamment la hernie discale, qui correspond à la protrusion du noyau pulpeux à travers l'anneau fibreux. La structure anatomique d'un disque intervertébral est illustrée à la Figure I.4.



1. *Apophyse articulaire supérieure.*
2. *Face supérieure du corps vertébral.*
3. *Apophyse transverse.*
4. *Face antérieure du corps de L2.*
5. *Disque intervertébral.*
6. *Face antérieure du corps de L3.*

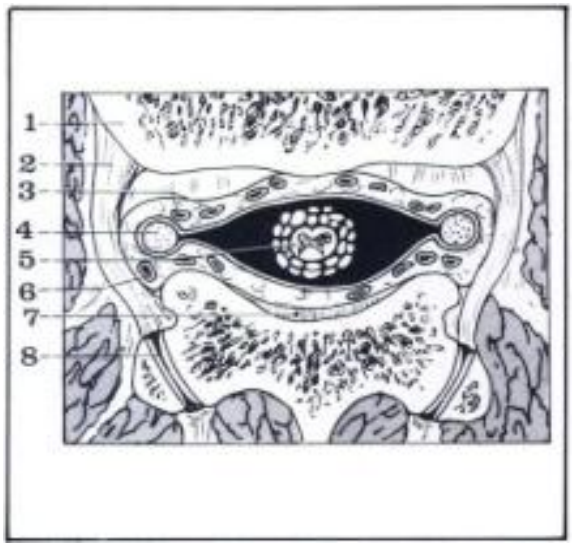
Figure 1.4 : *Vue antérieure d'un disque intervertébral lombaire.*

I.2.3 Canal rachidien

Le canal rachidien, également appelé canal vertébral, est une cavité anatomique formée par l'empilement des vertèbres et destinée à protéger la moelle épinière ainsi que les racines nerveuses qui en émergent [3].

Dans la région lombaire, le canal rachidien contient principalement les racines nerveuses formant la queue de cheval, structure nerveuse responsable de l'innervation des membres inférieurs et de certaines fonctions pelviennes. La taille et la forme du canal rachidien peuvent varier d'un individu à l'autre et peuvent être modifiées par des processus dégénératifs ou pathologiques [5].

Un rétrécissement du canal rachidien, appelé sténose lombaire, peut entraîner une compression des structures nerveuses et provoquer des symptômes neurologiques tels que des douleurs lombaires ou des irradiations dans les membres inférieurs. Une représentation du canal rachidien est présentée dans la Figure I.5.



1. *Corps vertébral lombaire.*
2. *Portion latérale du ligament longitudinal postérieur.*
3. *Veines longitudinales antérieures.*
4. *Premier nerf lombaire.*
5. *Epicône de la moelle.*
6. *Veine longitudinale postérieur.*
7. *Ligament jaune.*
8. *Interligne articulaire.*

Figure 1.5 : *Coupe horizontale du canal vertébral, passant par L1_L2.*

I.2.4 Racines nerveuses

Les racines nerveuses lombaires émergent de la moelle épinière et quittent le canal rachidien à travers les foramens intervertébraux situés entre les vertèbres adjacentes. Elles assurent la transmission des informations sensitives et motrices entre le système nerveux central et les membres inférieurs [1].

Dans la région lombaire, les racines nerveuses sont particulièrement exposées aux phénomènes de compression liés aux pathologies discales ou aux rétrécissements du canal rachidien. Par exemple, une hernie discale peut exercer une pression sur une racine nerveuse, provoquant une douleur irradiant le long du trajet nerveux, phénomène connu sous le nom de sciatique.

La compréhension de l'anatomie des racines nerveuses lombaires est essentielle pour l'interprétation des images IRM et pour l'identification des structures nerveuses potentiellement impliquées dans la symptomatologie des patients. La disposition des racines nerveuses lombaires est illustrée dans la Figure I.6.

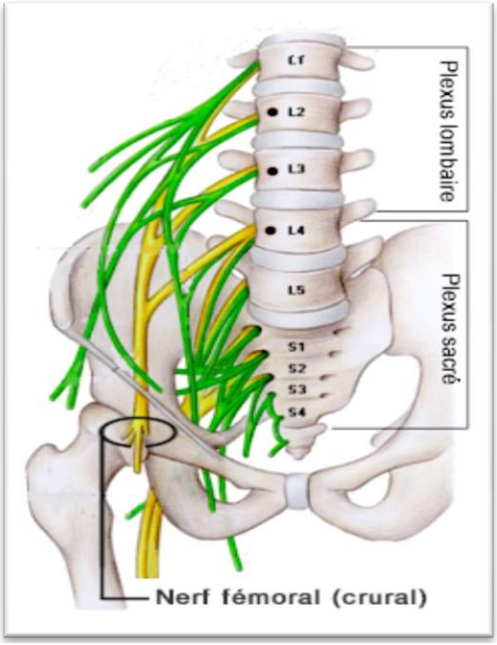


Figure 1.6 *:* Organisation des racines nerveuses lombaires et leur trajet.

L'ensemble de ces structures anatomiques constitue un système fonctionnel complexe dont l'intégrité est essentielle au bon fonctionnement du rachis lombaire. Toute altération de ces éléments peut être à l'origine de diverses pathologies dégénératives et compressives affectant la stabilité et la fonction neurologique de cette région, ce qui sera détaillé dans la section suivante.

I.3 Pathologies lombaires fréquentes

Les pathologies du rachis lombaire représentent une cause majeure de douleur et de limitation fonctionnelle dans la population adulte. Elles résultent principalement de processus dégénératifs affectant les disques intervertébraux, les corps vertébraux et les structures ligamentaires, pouvant conduire à une compression des éléments neurologiques [6], [7]. Ces altérations structurelles sont fréquemment responsables de manifestations cliniques variées telles que la lombalgie, la radiculalgie ou encore des troubles sensitifs et moteurs des membres inférieurs.

Les affections dégénératives lombaires constituent l'une des principales causes de consultation en pratique médicale et représentent un enjeu important de santé publique en

raison de leur forte prévalence et de leur impact fonctionnel [8]. Parmi ces pathologies, la hernie discale lombaire et le canal lombaire étroit figurent parmi les causes les plus fréquemment identifiées dans les examens d'imagerie médicale.

I.3.1 Hernie discale lombaire

La hernie discale lombaire correspond à la migration du noyau pulpeux à travers une fissuration de l'anneau fibreux du disque intervertébral. Ce phénomène survient généralement dans un contexte de dégénérescence discale progressive ou de contraintes mécaniques répétées appliquées au rachis lombaire [5].

La protrusion du matériel discal peut entraîner une compression des racines nerveuses adjacentes au niveau du canal rachidien ou des foramens intervertébraux, provoquant des douleurs irradiantes dans les membres inférieurs. Cette symptomatologie est souvent caractérisée par une douleur radiculaire de type sciatique ou cruralgie, selon la racine nerveuse concernée [6].

Sur le plan clinique, les manifestations dépendent du niveau vertébral atteint et de la racine nerveuse comprimée. Les patients peuvent présenter des douleurs lombaires associées à des paresthésies, une diminution de la sensibilité ou une faiblesse musculaire dans le territoire neurologique correspondant [6].

L'imagerie par résonance magnétique constitue aujourd'hui l'examen de référence pour le diagnostic de la hernie discale lombaire. Elle permet une visualisation précise du disque intervertébral ainsi que de ses relations avec les structures nerveuses environnantes [6]. L'aspect typique d'une hernie discale observée en IRM est illustré dans la Figure I.7, qui met en évidence la protrusion discale en coupe axiale et sagittale.

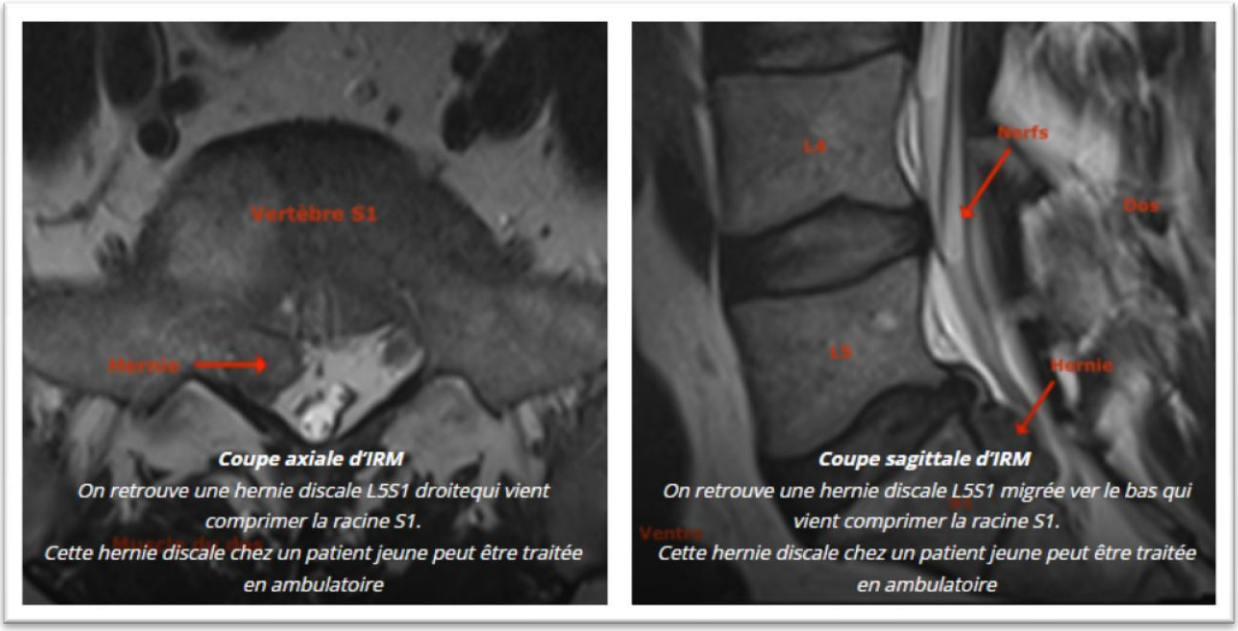


Figure *1.7* **:** *Hernie discale lombaire observée en IRM : A) coupe axiale ; B) coupe sagittale.*

I.3.2 Canal lombaire étroit

Le canal lombaire étroit, également appelé sténose lombaire, correspond à une réduction du diamètre du canal rachidien entraînant une compression progressive des structures neurologiques qu'il contient [7].

Cette pathologie est le plus souvent d'origine dégénérative et résulte de plusieurs mécanismes anatomiques, notamment l'hypertrophie des articulations interapophysaires postérieures, l'épaississement des ligaments jaunes ou encore la protrusion des disques intervertébraux [4]. L'ensemble de ces modifications anatomiques contribue à diminuer l'espace disponible pour les racines nerveuses au sein du canal rachidien.

Cliniquement, le canal lombaire étroit se manifeste fréquemment par une claudication neurogène, caractérisée par l'apparition progressive de douleurs ou de sensations de faiblesse dans les membres inférieurs lors de la marche, avec une amélioration des symptômes au repos ou en position fléchie [4].

L'imagerie par résonance magnétique joue un rôle essentiel dans l'évaluation de cette pathologie, car elle permet de mesurer le degré de rétrécissement du canal rachidien et d'analyser l'impact de cette compression sur les structures nerveuses [7]. La réduction du calibre du canal lombaire est représentée dans la Figure I.8, illustrant la compression des racines nerveuses dans la région lombaire.

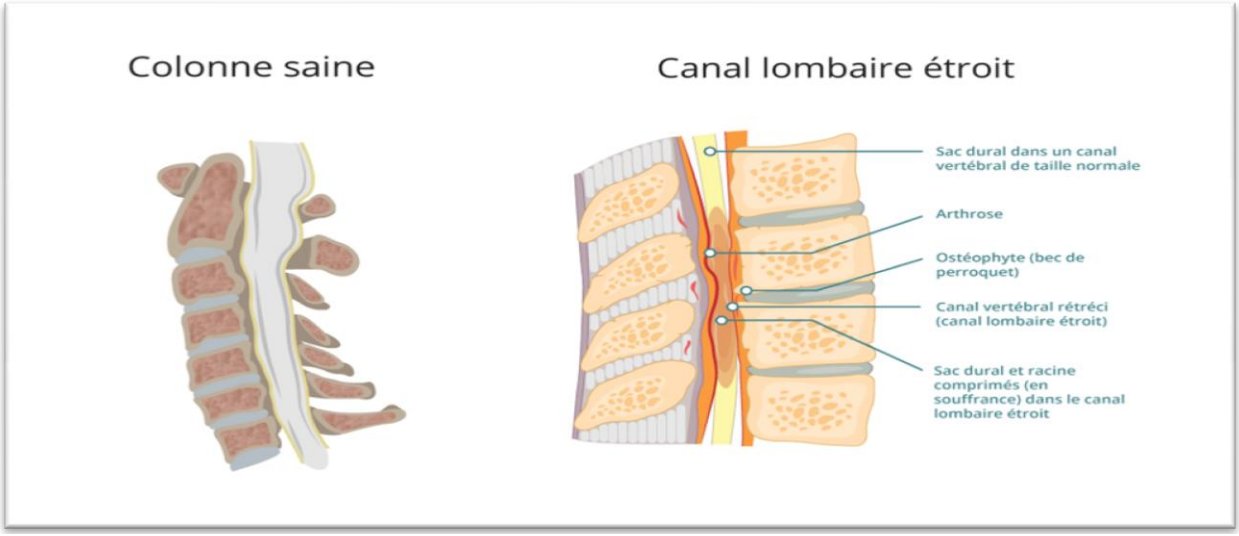


Figure I.8 : Illustration d'un canal lombaire étroit.

Ces affections dégénératives représentent les principales causes de lombalgie d'origine rachidienne et constituent des indications fréquentes pour la réalisation d'examens d'imagerie par résonance magnétique. Leur analyse radiologique repose sur une compréhension précise de l'anatomie vertébrale et sur l'interprétation rigoureuse des images IRM, dont les principes seront présentés dans le chapitre suivant.

I.4 Importance de l'IRM dans le diagnostic précoce

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) constitue aujourd'hui l'une des modalités d'imagerie les plus performantes pour l'exploration des pathologies du rachis lombaire. Grâce à sa capacité à produire des images de haute résolution et à différencier les tissus mous avec une grande précision, cette technique permet une visualisation détaillée des disques intervertébraux, du canal rachidien et des racines nerveuses [4].

Dans le diagnostic des pathologies lombaires, l'IRM joue un rôle essentiel en permettant la détection précoce des anomalies dégénératives et des phénomènes de compression nerveuse. Les séquences pondérées en T1 et T2, notamment en plans sagittal et axial, sont particulièrement utiles pour l'évaluation des structures vertébrales et pour l'identification des lésions discales [15].

L'IRM permet ainsi de localiser précisément les anomalies anatomiques responsables de la symptomatologie clinique et de guider la prise en charge thérapeutique des patients. L'aspect typique d'une hernie discale lombaire observée en IRM est illustré dans la

Figure I.9, mettant en évidence la relation entre le disque intervertébral et les structures nerveuses adjacentes [11].



Figure I.9 : *Exemple d'une hernie discale lombaire observée en IRM.*

1.5 Impact socio-économique de la lombalgie

La lombalgie constitue aujourd'hui l'un des problèmes majeurs de santé publique à l'échelle mondiale en raison de sa forte prévalence et de ses importantes répercussions socio-économiques. Selon l'Organisation mondiale de la santé, environ 619 millions de personnes souffraient de lombalgie dans le monde en 2020, et ce nombre pourrait atteindre 843 millions de cas d'ici 2050, principalement en raison du vieillissement de la population et de l'augmentation des facteurs de risque liés au mode de vie [10].

La lombalgie représente également la première cause mondiale d'incapacité fonctionnelle, mesurée en années vécues avec un handicap (Years Lived with Disability – YLD), ce qui en fait l'un des troubles musculo-squelettiques les plus invalidants. Elle affecte significativement la qualité de vie des patients en limitant leurs activités quotidiennes, leur mobilité et leur participation sociale [13].

Sur le plan économique, la lombalgie génère des coûts très élevés pour les systèmes de santé et les économies nationales. Ces coûts comprennent les coûts directs, liés aux consultations médicales, aux examens d'imagerie, aux traitements médicamenteux et aux interventions thérapeutiques, ainsi que les coûts indirects, associés principalement à

l'absentéisme professionnel, à la diminution de la productivité et aux incapacités de travail [9].

Dans plusieurs pays industrialisés, la lombalgie représente l'une des principales causes d'arrêt de travail et de dépenses liées aux troubles musculo-squelettiques. Aux États-Unis, les coûts totaux liés aux douleurs lombaires sont estimés entre 100 et 200 milliards de dollars par an, dont près des deux tiers correspondent à des pertes de productivité [14]. En Europe, les troubles lombaires représentent également une part importante des dépenses de santé et des coûts socio-professionnels liés aux incapacités de travail.

Face à ce fardeau croissant, l'amélioration des stratégies de diagnostic et de prise en charge des pathologies lombaires constitue un enjeu majeur de santé publique. Dans ce contexte, les techniques d'imagerie avancées, notamment l'imagerie par résonance magnétique (IRM), jouent un rôle essentiel dans l'identification précoce des anomalies anatomiques et dans l'orientation des décisions thérapeutiques [12].

I.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté les bases anatomiques et physiopathologiques du rachis lombaire, structure essentielle de la colonne vertébrale impliquée dans le maintien de la posture et la mobilité du tronc. L'analyse des principales composantes anatomiques, notamment les corps vertébraux, les disques intervertébraux, le canal rachidien et les racines nerveuses, a permis de mieux comprendre leur rôle dans la biomécanique rachidienne ainsi que dans l'apparition des pathologies lombaires.

L'étude des affections dégénératives les plus fréquentes, telles que la hernie discale lombaire et le canal lombaire étroit, a également mis en évidence les mécanismes de compression nerveuse responsables des manifestations cliniques observées chez les patients. Dans ce contexte, l'imagerie par résonance magnétique représente aujourd'hui une technique essentielle pour l'exploration et le diagnostic des pathologies lombaires.

Le chapitre suivant sera consacré à l'analyse des approches existantes dans la littérature scientifique pour l'étude et l'interprétation des images IRM du rachis lombaire.

Chapitre II : Imagerie IRM et technologies d'analyse intelligente

II.1 Introduction

L'évolution des technologies numériques a profondément transformé le domaine de l'imagerie médicale en permettant la production, le stockage et l'exploitation de volumes croissants de données diagnostiques. Parmi les modalités d'imagerie les plus utilisées, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) occupe une place privilégiée dans l'exploration des pathologies du rachis lombaire grâce à sa capacité à fournir des images détaillées des structures anatomiques sans exposition aux rayonnements ionisants.

La généralisation des systèmes numériques hospitaliers a favorisé l'émergence de standards de gestion et d'échange des données médicales, tels que le format DICOM et les systèmes PACS, permettant une organisation structurée des examens d'imagerie. Ces technologies constituent aujourd'hui le socle des bases de données médicales utilisées aussi bien dans la pratique clinique que dans les travaux de recherche.

Parallèlement, les progrès récents de l'intelligence artificielle, notamment dans les domaines du Machine Learning et du Deep Learning, ont ouvert de nouvelles perspectives pour l'analyse automatisée des images médicales. Ces approches permettent d'extraire des informations pertinentes à partir des examens IRM et d'assister les spécialistes dans des tâches de détection, de classification et d'aide à la décision médicale.

Dans ce contexte, ce chapitre présente les fondements théoriques nécessaires à la compréhension des données IRM lombaires et de leur exploitation informatique. Il aborde successivement les principes de l'IRM appliquée au rachis lombaire, les données médicales numériques, le standard DICOM et les systèmes PACS, l'organisation des bases de données médicales, les principales approches d'intelligence artificielle en imagerie médicale ainsi qu'un état de l'art des travaux de recherche réalisés dans ce domaine.

II.2 Imagerie IRM du rachis lombaire

II.2.1 Principe général de l'IRM

L'Imagerie par Résonance Magnétique repose sur un principe physique avancé connu sous le nom de résonance magnétique nucléaire. Ce phénomène est basé sur les propriétés magnétiques des noyaux d'hydrogène présents en grande quantité dans le corps humain, principalement dans l'eau et les tissus biologiques [16], [17].

Lorsque le patient est placé dans un champ magnétique intense, les protons d'hydrogène s'alignent selon la direction du champ appliqué. Ensuite, des impulsions de radiofréquence sont envoyées afin de perturber cet alignement. Une fois ces impulsions arrêtées, les protons reviennent progressivement à leur état initial, en libérant de l'énergie sous forme de signaux électromagnétiques. Ces signaux sont ensuite captés par des antennes de réception et traités par ordinateur afin de reconstruire l'image anatomique [16], [18]. Le principe de paramagnétisme nucléaire.

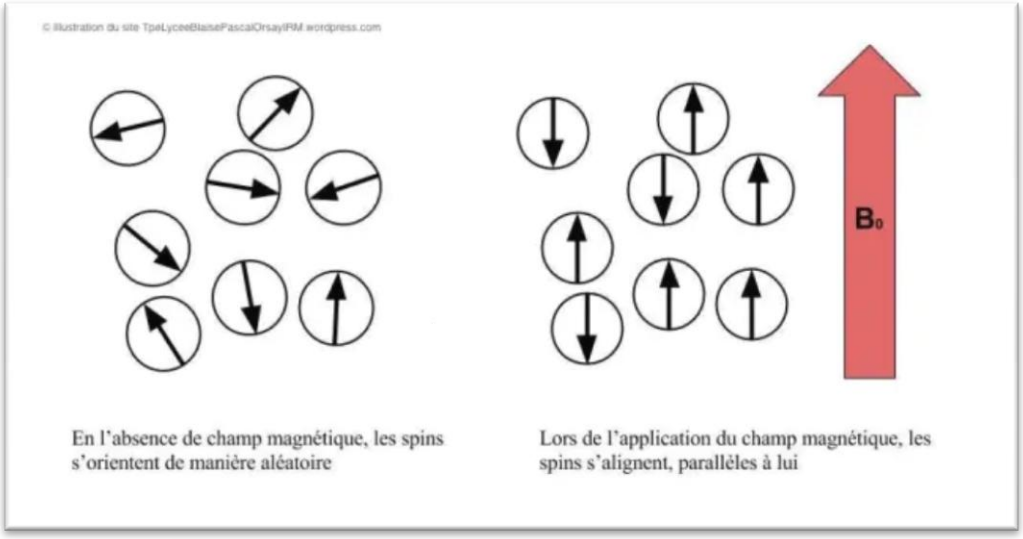


Figure II.1 : Le principe de paramagnétisme nucléaire.

II.2.2 Intérêt de l'IRM dans l'exploration du rachis lombaire :

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est actuellement la modalité de référence pour l'exploration des pathologies du rachis lombaire [19], [20]. Contrairement à la radiographie et au scanner, elle offre une excellente visualisation des tissus mous, permettant une analyse précise des disques intervertébraux, des racines nerveuses et du

canal rachidien [21]. Elle est particulièrement efficace pour la détection des hernies discales et des sténoses lombaires.

De plus, l'IRM présente l'avantage majeur de ne pas utiliser de rayonnements ionisants, ce qui la rend adaptée aux examens répétés et au suivi des patients [20]. Ces caractéristiques expliquent son statut d'examen de première intention dans l'évaluation des pathologies lombaires [22].

Le Tableau II.1 présente une comparaison des principales modalités d'imagerie utilisées pour l'étude du rachis lombaire, en mettant en évidence la supériorité de l'IRM dans l'analyse des structures neurologiques et des tissus mous.

Critère	**Radiographie**	**Scanner (CT)**	**IRM**
Principe	Rayons X	Rayons X + reconstruction	Champ magnétique et ondes RF
Visualisation osseuse	Bonne	Excellente	Bonne
Visualisation des tissus mous	Faible	Moyenne	Excellente
Disques intervertébraux	Limitée	Moyenne	Excellente
Racines nerveuses	Non visible	Peu visible	Très bien visible
Irradiation	Oui	Oui	Non
Utilisation principale	Fractures	Traumatisme osseux	Pathologies discales et neurologiques

Tableau II.1 : Comparaison des principales modalités d'imagerie du rachis lombaire.

II.2.3 Séquences IRM

L'IRM peut être réalisée selon plusieurs séquences d'acquisition, notamment :

- La séquence T1, utilisée pour l'analyse anatomique.
- La séquence T2, permettant de mettre en évidence les liquides et inflammations.
- La séquence FLAIR, souvent utilisée en neurologie.
- Coupes axiales et sagittales : analyse spatiale.

Cette diversité de séquences permet une analyse complète et détaillée des structures internes [23], [24].

Séquence	**Caractéristiques**	**Applications principales**
T1	Graisse hyperintense	Étude anatomique
T2	Liquides hyperintenses	Hernies, œdèmes, compressions
STIR	Suppression de graisse	Inflammation, infection
T2 Axial	Vue transversale	Canal rachidien et racines
T2 Sagittal	Vue longitudinale	Analyse globale du rachis

Tableau II.2 : Principales séquences IRM utilisées dans l'exploration du rachis lombaire.

Le Tableau 2.2 synthétise les principales séquences IRM utilisées dans l'exploration du rachis lombaire ainsi que leurs caractéristiques et applications cliniques.

II.3 Données médicales numériques

II.3.1 Évolution vers la numérisation médicale

Le secteur médical a connu une transformation profonde avec l'apparition des technologies numériques. Cette évolution a permis de remplacer progressivement les dossiers papier par des systèmes électroniques modernes appelés dossiers médicaux informatisés (Electronic Health Records - EHR) [25], [26].

Cette transition numérique a été motivée par plusieurs facteurs essentiels, notamment :

• L'amélioration de l'efficacité des services de santé.

• La réduction des erreurs médicales liées à la documentation manuelle.

• L'amélioration de la communication entre les professionnels de santé.

• La centralisation et la sécurisation des informations médicales [26], [27].

Aujourd'hui, la majorité des établissements de santé utilisent des systèmes informatiques permettant de stocker et gérer les images médicales, les analyses biologiques et les rapports cliniques sous forme numérique, facilitant ainsi l'accès et l'exploitation des données médicales pour le diagnostic et la recherche.

II.3.2 Importance des données numériques en santé

Les données médicales numériques jouent un rôle stratégique dans le développement des technologies modernes de santé. Elles constituent la base essentielle sur laquelle reposent les systèmes d'intelligence artificielle utilisés pour l'aide au diagnostic.

Ces données permettent :

- L'analyse statistique des pathologies.
- Le développement de modèles prédictifs.
- L'amélioration de la précision diagnostique.
- L'optimisation des traitements médicaux.

Cependant, l'exploitation de ces données nécessite une organisation rigoureuse et le respect de normes strictes afin de garantir :

- La confidentialité des patients.
- La sécurité des informations.
- La standardisation des formats.
- L'interopérabilité entre les différents systèmes hospitaliers.

II.4 Systèmes d'information en imagerie médicale

II.4.1 Standard DICOM

Le standard DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) est un protocole international destiné à la gestion, au stockage et à l'échange des images médicales numériques. Il constitue aujourd'hui la norme principale dans les systèmes d'imagerie médicale modernes et garantit l'interopérabilité entre différents équipements, indépendamment du fabricant [28], [29].

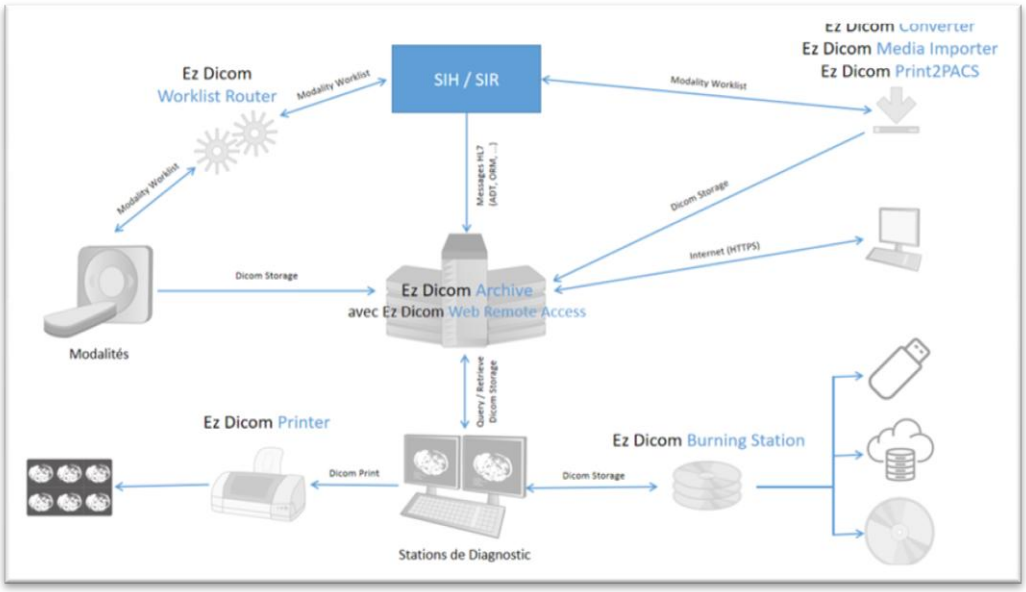


Figure II.2 : Schéma du flux DICOM.

DICOM ne se limite pas aux images médicales, mais inclut également les informations associées à l'examen telles que les données du patient, les paramètres d'acquisition et les caractéristiques techniques de l'imagerie. Cette richesse d'information en fait une source essentielle pour l'analyse automatisée des images médicales et les applications d'intelligence artificielle [28], [30].

II.4.2 Métadonnées DICOM

Les fichiers DICOM contiennent des métadonnées structurées décrivant l'examen médical [31], [32]. Ces informations incluent notamment :

- Les données patient (souvent anonymisées).
- Les paramètres d'acquisition (TR, TE, séquence).
- Le type de modalité (IRM, CT).
- Les caractéristiques techniques de l'image (résolution, matrice, épaisseur de coupe).

Ces métadonnées jouent un rôle crucial dans :

- La standardisation des données.
- La reproductibilité des analyses, et l'entraînement des modèles d'intelligence artificielle.

Catégorie	Exemple
Patient	ID anonymisé, âge
Acquisition	TR, TE, séquence
Image	résolution, pixel spacing

Tableau II.3 : Catégorisation des métadonnées des images médicales IRM.

Ces métadonnées jouent un rôle crucial dans la standardisation des données médicales, la reproductibilité des analyses, ainsi que dans l'entraînement des modèles d'intelligence artificielle appliqués à l'imagerie médicale [31], [33].

II.4.3 Système PACS

Le PACS (Picture Archiving and Communication System) est un système informatique utilisé dans les hôpitaux pour le stockage, la gestion et la distribution des images médicales numériques [34], [35].

Il remplace progressivement les systèmes basés sur les films radiologiques en permettant :

- Le stockage centralisé des images.
- L'accès rapide aux examens antérieurs.
- Le partage entre services médicaux.
- La visualisation par les radiologues.

Un système PACS est généralement composé de :

- Serveurs de stockage.
- Stations de diagnostic.
- Réseaux hospitaliers sécurisés.
- Bases de données DICOM.

II.4.4 Intégration hospitalière et interopérabilité

Le PACS est souvent intégré à d'autres systèmes hospitaliers :

- RIS (Radiology Information System) pour la gestion des examens.
- HIS (Hospital Information System) pour le dossier patient.

Cette intégration permet une continuité complète du parcours médical, depuis la prescription jusqu'au diagnostic final.

Elle garantit également une meilleure coordination entre les services, une réduction des erreurs médicales et une gestion efficace des données médicales dans les établissements de santé [34], [36].

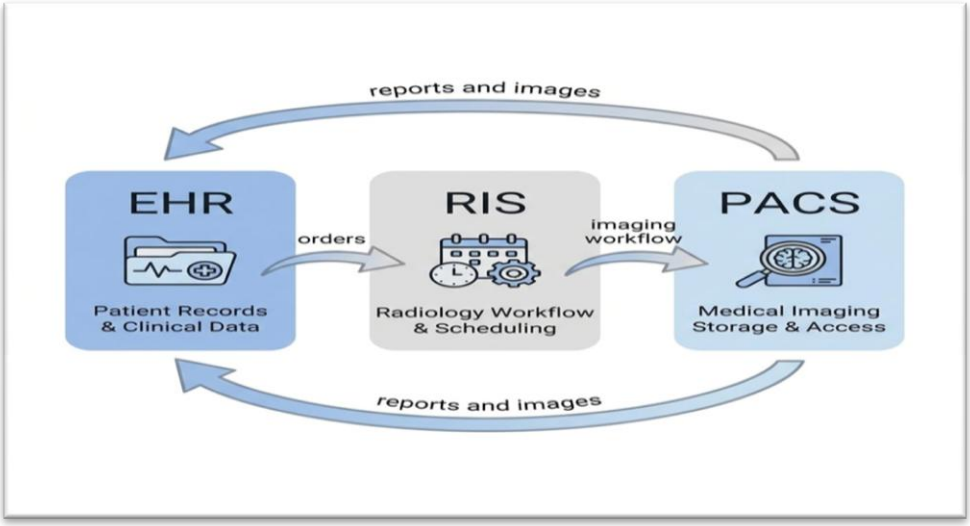


Figure II.3 : Intégration du PACS avec les systèmes hospitaliers RIS et HIS.

II.5 Organisation des bases de données médicales

II.5.1 Structure hiérarchique des bases médicales

Les bases de données d'imagerie médicale suivent une structure hiérarchique standardisée définie par le standard DICOM. Cette organisation permet une gestion cohérente des examens médicaux et facilite leur exploitation dans les systèmes d'information hospitaliers [37], [38].

- Patient : informations administratives anonymisées du patient.
- Study : correspond à un examen complet (IRM lombaire par exemple).
- Series : ensemble d'images acquises selon un protocole spécifique.
- Instance : image individuelle (slice IRM).

Cette hiérarchie est essentielle pour assurer la traçabilité, la standardisation et l'organisation des données médicales dans les systèmes modernes de santé, tout en facilitant leur utilisation dans les pipelines d'intelligence artificielle [37], [39].

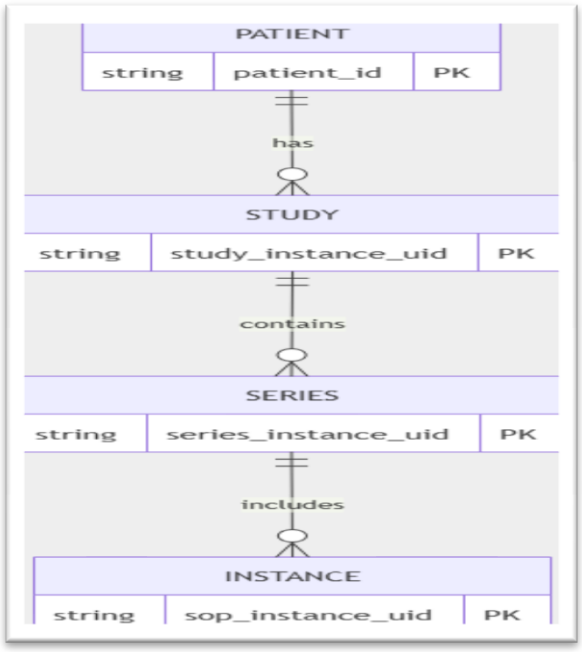


Figure II.4*:* Schéma DICOM tree.

II.5.2 Gestion et stockage des images IRM

Les images issues de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) génèrent des volumes importants de données en raison de leur haute résolution et de la multiplicité des séquences d'acquisition. Leur gestion nécessite donc des solutions de stockage robustes, sécurisées et adaptées aux exigences du domaine médical [40], [41].

Formats de stockage

- DICOM : format standard utilisé pour le stockage et l'échange des images médicales ainsi que de leurs métadonnées associées.
- PNG / JPEG : formats principalement utilisés pour la visualisation, le partage ou l'export simplifié des images, sans conserver l'ensemble des informations médicales contenues dans les fichiers DICOM [40].

Systèmes de stockage

Les images sont généralement stockées dans :

- Systèmes PACS hospitaliers.
- Serveurs sécurisés dédiés.

- Infrastructures cloud médicales conformes aux exigences de sécurité et de confidentialité des données de santé [41], [42].

Contraintes techniques

- Volume important des données produites.
- Nécessité d'un stockage sans perte d'information (lossless storage).
- Protection et confidentialité des données médicales.
- Disponibilité et rapidité d'accès aux examens pour les professionnels de santé.

Ces exigences sont particulièrement importantes dans les projets d'intelligence artificielle, où l'exploitation de grandes bases de données médicales nécessite une organisation rigoureuse et une conservation fiable des informations d'imagerie [42], [43].

2.5.3 Annotation et qualité des données médicales

L'annotation constitue une étape essentielle dans la construction des bases de données destinées à l'apprentissage des modèles d'intelligence artificielle. Elle consiste à associer à chaque image médicale une information diagnostique validée par des experts, appelée vérité terrain (ground truth), qui servira de référence lors de l'entraînement et de l'évaluation des modèles [44], [45].

Dans le cadre des pathologies du rachis lombaire, les annotations peuvent prendre la forme de labels de classification indiquant la catégorie diagnostique associée à chaque examen IRM, notamment :

- Hernie discale.
- Sténose lombaire.
- Disque normal.
- Autres anomalies dégénératives.

La qualité de ces annotations joue un rôle déterminant dans les performances des systèmes d'intelligence artificielle. Des annotations imprécises ou incohérentes peuvent introduire des biais dans les données d'apprentissage et réduire la capacité du modèle à généraliser sur de nouveaux cas cliniques [46].

2.5.4 Importance de la qualité des annotations

La fiabilité des modèles développés dépend principalement de plusieurs facteurs :

- La précision des annotations médicales ;
- L'expertise des radiologues impliqués dans le processus d'annotation ;
- La cohérence des décisions entre plusieurs experts ;
- La représentativité des différentes catégories diagnostiques au sein de la base de données.

Afin d'améliorer la qualité des données, il est recommandé de mettre en place des procédures de validation reposant sur un consensus entre spécialistes ou sur une double lecture des examens lorsque cela est possible [45], [47].

2.5.5 Variabilité inter-observateur

Une même image peut être interprétée différemment selon les experts. Pour limiter ce biais, on utilise :

- Validation multi-experts.
- Consensus radiologique.
- Mesures statistiques (ex : Cohen's Kappa).

Élément	**Impact**
Qualité des annotations	Influence directe sur les performances du modèle
Expertise des annotateurs	Réduction des erreurs de classification
Variabilité inter-observateur	Source potentielle de biais
Consensus entre experts	Amélioration de la fiabilité des données
Équilibre des classes	Meilleure capacité de généralisation

Tableau II.4 : Impact de la qualité des annotations sur la performance des modèles d'intelligence artificielle.

II.6 Intelligence artificielle appliquée aux images médicales

II.6.1 Intelligence artificielle en imagerie médicale

L'intelligence artificielle (IA) occupe aujourd'hui une place centrale dans l'analyse des images médicales, en particulier dans le domaine de l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Elle permet d'automatiser diverses tâches complexes telles que la classification, la détection de pathologies et l'aide au diagnostic, tout en améliorant la précision, la reproductibilité et la rapidité de l'interprétation médicale [48], [49].

Dans le contexte des pathologies du rachis lombaire, les techniques d'intelligence artificielle sont principalement utilisées pour :

- La détection des hernies discales.
- La classification des sténoses lombaires.
- La segmentation des structures anatomiques.
- L'aide à la décision Clinique.

Le développement d'un système d'intelligence artificielle en imagerie médicale repose généralement sur une chaîne de traitement comprenant plusieurs étapes successives : l'acquisition des images, le prétraitement des données, l'entraînement du modèle, la prédiction et l'interprétation des résultats. Cette démarche est illustrée par la Figure II.5, qui présente le pipeline général d'un système d'intelligence artificielle appliqué à l'imagerie médicale [50].



Figure 2.5 : pipeline IA médicale.

II.6.2 Machine Learning classique

Le Machine Learning constitue une branche de l'intelligence artificielle permettant aux systèmes d'apprendre à partir de données sans être explicitement programmés. Dans l'imagerie médicale, il repose généralement sur l'extraction manuelle de caractéristiques (features), suivie de modèles d'apprentissage supervisé [51], [52].

Les principaux algorithmes utilisés sont :

- Support Vector Machines (SVM).
- Random Forest.
- k-Nearest Neighbors (k-NN).

Ces méthodes sont efficaces pour des jeux de données limités, mais leur performance dépend fortement de la qualité des caractéristiques extraites manuellement, ce qui constitue une limitation majeure en imagerie médicale complexe [53], [54].

II.6.3 Deep Learning

Le Deep Learning représente une évolution majeure du Machine Learning, basée sur des réseaux de neurones profonds capables d'apprendre automatiquement des représentations hiérarchiques à partir des images brutes. Cette approche est aujourd'hui au cœur des systèmes modernes d'analyse d'images médicales, notamment en IRM [55], [56].

Ses principaux avantages sont :

- Extraction automatique des caractéristiques discriminantes.
- Excellente performance sur les images complexes telles que les IRM.
- Capacité à exploiter efficacement de grandes bases de données médicales.

Cependant, il présente certaines limites :

- Besoin important en données annotées de qualité.
- Coût de calcul élevé, nécessitant souvent des GPU.
- Interprétabilité limitée des décisions du modèle dans certains cas cliniques [56], [57].

II.6.4 Réseaux de neurones convolutionnels (CNN)

Les réseaux de neurones convolutionnels (Convolutional Neural Networks – CNN) constituent l'architecture de base de la vision par ordinateur moderne et restent largement utilisés en imagerie médicale. Ils exploitent la structure spatiale des images afin d'extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes sans intervention humaine.

Une architecture CNN classique comprend :

- Couches de convolution (extraction des caractéristiques).
- Fonctions d'activation (non-linéarité).
- Couches de pooling (réduction de dimension).
- Couches fully connected (classification finale).

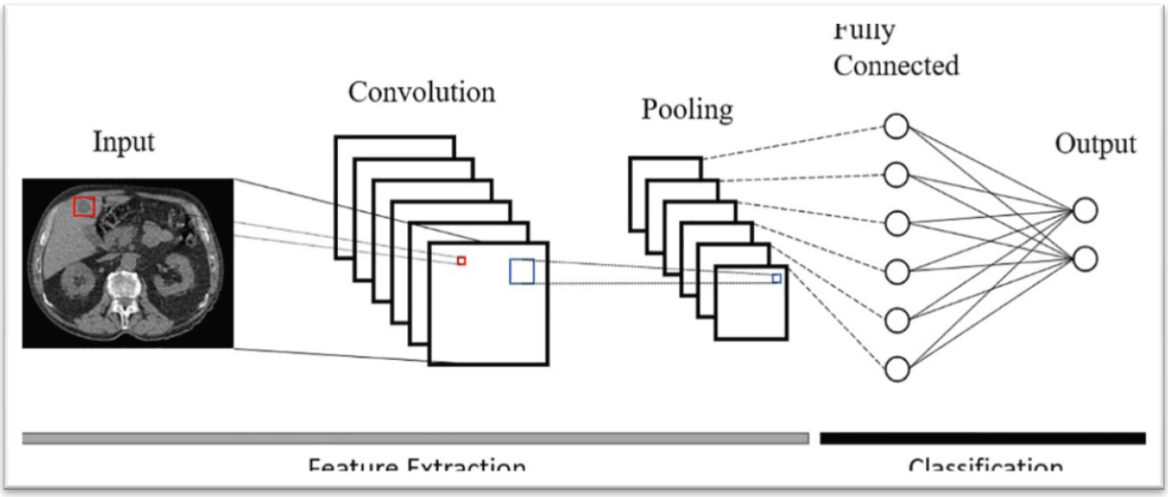


Figure II.6 : Architecture générale d'un CNN.

Les CNN sont particulièrement adaptés aux images IRM en raison de leur capacité à détecter des motifs locaux (textures, contours, anomalies) utiles pour la classification des pathologies lombaires [58], [59].

II.6.5 Architectures avancées de Deep Learning

ResNet50 est une architecture profonde de réseaux de neurones convolutifs introduisant le concept de connexions résiduelles (skip connections). Ces connexions permettent de contourner certaines couches du réseau afin de résoudre efficacement le problème de disparition du gradient dans les réseaux très profonds [60].

Mathématiquement, une couche résiduelle peut être exprimée par :

$Y=F(x)+xy = F(x) + xy=F(x)+x$

Où :

- x représente l'entrée,
- F(x) correspond aux transformations apprises par les couches,
- y est la sortie finale après addition résiduelle.

Avantages :

- Apprentissage efficace des réseaux très profonds.
- Meilleure stabilité de convergence.
- Performances élevées en classification médicale.

EfficientNet

Est une architecture moderne de deep learning basée sur une stratégie de compound scaling, qui consiste à équilibrer simultanément trois dimensions du réseau :

- La profondeur (depth).
- La largeur (width) ;
- La résolution des images (resolution) [61].

Cette approche permet d'obtenir un modèle optimisé en termes de performance et de complexité computationnelle.

Avantages d'EfficientNet :

- Excellent compromis précision / coût de calcul.
- Très bonne efficacité sur des datasets médicaux de taille limitée.
- Meilleure généralisation que de nombreuses architectures classiques.
- Adapté aux environnements avec ressources GPU limitées.

II.6.6 Comparaison des architectures

Modèle	**Principe**	**Avantages**	**Limites**	**Application IRM lombaire**
CNN	Convolution locale	Simple, efficace	Limité pour relations globales	Classification basique
ResNet50	Connexions résiduelles	Très profond, stable	plus lourd	Détection avancée
EfficientNet	Compound scaling	Très bon compromis performance/efficacité	sensibilité au réglage	Modèle principal

Tableau 2.5 : Comparaison des architectures de Deep Learning.

II.7 État de l'art des travaux de recherche

II.7.1 Travaux récents en imagerie du rachis lombaire

Les approches récentes en analyse automatique des images IRM du rachis lombaire reposent principalement sur les méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning), qui ont permis des avancées significatives dans les systèmes d'aide au diagnostic médical.

Ces travaux se concentrent essentiellement sur la classification des pathologies lombaires, notamment les hernies discales, les sténoses du canal rachidien et les anomalies dégénératives, à partir d'images IRM structurées.

Le Tableau II.6 présente une synthèse de travaux représentatifs issus de la littérature récente.

Auteur	Année	Modèle	Tâche	Dataset	Résultats
Jamaludin et al.	2017	CNN 3D	Classification discale	IRM lombaires privées	Accuracy ≈ 84 %
Brin et al.	2018	CNN	Détection de hernie discale	Spine MRI Dataset	AUC = 0.88
Kim et al.	2019	ResNet50	Classification des pathologies lombaires	Base hospitalière	Accuracy ≈ 89 %
Liu et al.	2021	ResNet50	Détection de sténose lombaire	Base multicentrique	AUC = 0.90
Zhang et al.	2022	DenseNet121	Classification multi-pathologies	Base privée	Accuracy ≈ 91 %
Chen et al.	2023	DenseNet169	Classification dégénérative lombaire	IRM lombaires	Accuracy ≈ 92 %
Wang et al.	2024	EfficientNet-B0	Classification automatique	Base hospitalière	Accuracy ≈ 93 %
Li et al.	2024	EfficientNet-B3	Classification multi-classes	Dataset IRM lombaire	Accuracy ≈ 94 %

Tableau II.6 : Synthèse des travaux récents (classification lombaire IRM), [62] : [69].

II.7.2 Analyse comparative des approches existantes

Les approches utilisées dans la classification des images IRM du rachis lombaire peuvent être regroupées en plusieurs familles principales, allant des méthodes basées sur des réseaux de neurones convolutifs classiques aux architectures profondes plus avancées telles que ResNet, DenseNet et EfficientNet [70], [71]. Ces modèles se distinguent principalement par leur capacité à apprendre des représentations hiérarchiques, leur complexité computationnelle et leurs performances en classification médicale [72], [73].

Architecture	Principe	Avantages	Limites	Performance moyenne
CNN classique	Convolutions locales	Simple, rapide	Difficulté à apprendre des représentations complexes	80–88 %
ResNet50	Connexions résiduelles	Réseaux profonds stables	Nombre élevé de paramètres	85–91 %
DenseNet	Connexions denses entre couches	Réutilisation efficace des caractéristiques	Consommation mémoire plus importante	88–92 %
EfficientNet	Mise à l'échelle optimisée (profondeur, largeur, résolution)	Excellent compromis précision/coût de calcul	Paramétrage plus délicat	90–94 %

Tableau II.7 : Comparaison des approches IA en IRM lombaire.

II.7.3 Bases de données utilisées dans la littérature

Les performances des modèles d'apprentissage profond en imagerie médicale sont étroitement liées aux caractéristiques des bases de données utilisées, notamment leur taille, leur qualité et leur diversité. Dans le domaine de l'IRM du rachis lombaire, plusieurs ensembles de données publics et privés sont exploités afin de développer des modèles de classification automatique des pathologies.

Base de données	Type de données	Taille approximative	Annotation	Utilisation principale
SpineSagT2W Dataset	IRM lombaires sagittales T2	≈ 1 000 examens	Pathologies lombaires	Classification
Lumbar Spine MRI Dataset (Mendeley Data)	IRM lombaires	≈ 3 000 images	Hernie, sténose, normal	Classification
RSNA Lumbar Spine Degenerative Classification Dataset	IRM lombaires multi-séquences	> 25 000 images	Pathologies dégénératives	Classification
Hospital Private Dataset	IRM lombaires hospitalières	Variable	Selon experts radiologues	Classification
Dataset multicentrique de recherche	IRM provenant de plusieurs centres	Variable	Validation clinique	Classification
Base locale utilisée dans ce travail	IRM lombaires anonymisées	Variable	4 classes (Normal, Hernie discale, Sténose lombaire, Autres)	Classification automatique

Tableau 2.8 : Principales bases de données utilisées dans les études de classification des pathologies lombaires à partir d'images IRM [74] : [79].

Les bases de données disponibles présentent cependant des caractéristiques hétérogènes. Les ensembles de données publics, tels que RSNA ou Mendeley Data, permettent généralement une meilleure généralisation des modèles grâce à leur volume et leur diversité. À l'inverse, les bases issues du milieu hospitalier offrent des données plus proches des conditions cliniques réelles, mais sont souvent limitées en taille et en disponibilité.

Par ailleurs, dans le domaine du rachis lombaire, les données annotées restent relativement limitées en comparaison avec d'autres domaines de l'imagerie médicale. Cette contrainte rend l'exploitation des données locales particulièrement pertinente. En effet, l'utilisation d'une base de données anonymisée issue d'un contexte hospitalier permet de développer et d'évaluer des modèles plus adaptés à la réalité clinique.

II.7.4 Limites des approches existantes(GAP scientifique)

Malgré les avancées significatives des méthodes d'apprentissage profond en imagerie médicale, plusieurs limitations persistent dans les travaux récents appliqués à la classification des images IRM du rachis lombaire. [80], [81]. Plusieurs limites persistent :

- Manque de données annotées de grande qualité
- Déséquilibre entre classes pathologiques
- Faible généralisation inter-hôpitaux
- Dépendance aux architectures lourdes (ResNet, Transformers)
- Peu de travaux adaptés à des bases médicales locales anonymisées

Ces limites justifient le développement de solutions adaptées à des données réelles hospitalières.

II.7.5 Positionnement de notre travail

Dans le contexte des approches existantes en imagerie médicale appliquée à la classification des pathologies du rachis lombaire, notre travail se positionne comme une solution adaptée à des contraintes cliniques et techniques réelles.

La Figure II.7 synthétise le pipeline général des approches étudiées dans l'état de l'art, depuis l'acquisition des images IRM jusqu'à la classification automatique par des modèles d'apprentissage profond.

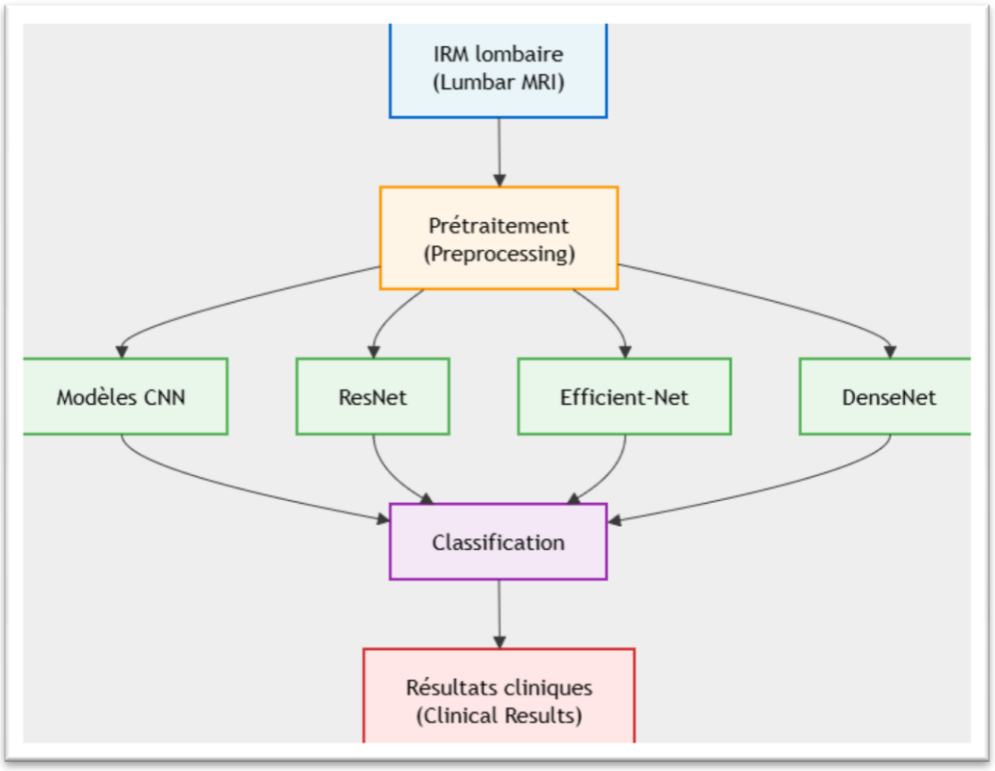


Figure II.7 : Pipeline général de l'état de l'art.

Notre contribution repose sur plusieurs axes principaux :

- Utilisation d'une base de données IRM lombaire locale et anonymisée.
- Classification en quatre classes (normal et pathologies lombaires).
- Optimisation des performances sur un dataset de taille limitée.

Ainsi, les travaux de la littérature montrent que les performances des systèmes d'intelligence artificielle en imagerie médicale dépendent fortement de l'architecture utilisée, de la qualité des données et des stratégies de prétraitement.

Dans ce travail, nous nous concentrons sur la conception d'un pipeline complet adapté aux données IRM lombaires locales, intégrant les étapes de préparation des données, d'apprentissage et de classification à l'aide d'un modèle EfficientNet optimisé.

Le chapitre suivant présentera en détail la méthodologie adoptée, incluant la description du dataset, les étapes de prétraitement, ainsi que l'architecture du modèle proposé[82], [83].

II.8 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les bases essentielles liées à l'imagerie par résonance magnétique (IRM) du rachis lombaire ainsi qu'aux technologies utilisées pour son analyse intelligente. Les notions abordées constituent un cadre théorique important pour la suite du mémoire.

Nous avons d'abord expliqué le principe de l'IRM et son intérêt dans l'exploration du rachis lombaire, une zone souvent touchée par différentes pathologies comme les hernies discales et les dégénérescences vertébrales. Cette technique permet d'obtenir des images précises des structures internes, ce qui en fait un outil indispensable en diagnostic médical.

Ensuite, nous avons mis en évidence la transition vers la digitalisation des données médicales, qui a amélioré la gestion et l'exploitation des informations de santé. Dans ce cadre, les données numériques jouent un rôle fondamental dans le développement des systèmes intelligents.

Le standard DICOM ainsi que les systèmes PACS ont également été présentés. Ils assurent la normalisation, le stockage et le partage sécurisé des images médicales, tout en facilitant la communication entre les différents services hospitaliers.

Par ailleurs, nous avons évoqué l'organisation des bases de données médicales, qui représente une étape clé pour les applications d'intelligence artificielle, car elle conditionne la qualité des modèles d'apprentissage.

Enfin, les principales approches d'intelligence artificielle ont été introduites, notamment les CNN, ResNet et les Transformers. Ces modèles permettent d'extraire et d'analyser automatiquement les caractéristiques des images IRM, avec des performances variables selon leur architecture et les données utilisées.

En conclusion, ce chapitre montre que la combinaison entre l'imagerie médicale et l'intelligence artificielle ouvre des perspectives importantes dans l'aide au diagnostic. Ces éléments constituent une base solide pour la suite du travail, consacrée au développement du modèle proposé.

Chapitre III : Méthodologie et résultats

III.1 Introduction

L'intelligence artificielle, et plus particulièrement l'apprentissage profond (Deep Learning), occupe aujourd'hui une place importante dans le domaine de l'imagerie médicale. Grâce à leur capacité à apprendre automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir des images, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) ont permis des avancées significatives dans l'analyse et la classification des examens médicaux.

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est largement utilisée pour l'exploration des pathologies du rachis lombaire en raison de la qualité des informations anatomiques qu'elle fournit. Toutefois, l'interprétation de ces examens reste une tâche complexe qui nécessite une expertise spécialisée.

Dans ce contexte, l'automatisation de l'analyse des images IRM à l'aide des techniques de Deep Learning constitue une approche prometteuse pour assister les spécialistes et améliorer l'efficacité du diagnostic médical. Ce travail vise ainsi à développer un système de classification automatique des images IRM lombaires basé sur le transfert d'apprentissage (Transfer Learning) en utilisant trois architectures pré-entraînées : ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121.

Ce chapitre présente la méthodologie adoptée pour la préparation du dataset, le prétraitement des images, l'augmentation artificielle des données, l'entraînement des modèles ainsi que l'évaluation comparative de leurs performances. Les résultats obtenus sont ensuite analysés afin d'identifier le modèle le plus adapté à la classification des pathologies lombaires.

III.2 Présentation du Dataset

III.2.1 Description du Dataset Source Original

Le dataset utilisé dans cette étude a été obtenu au niveau du Centre Hospitalo-Universitaire de Tlemcen (CHU de Tlemcen) [82]. Il est constitué d'un ensemble d'images d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) de la colonne lombaire, collectées dans le cadre des activités diagnostiques et cliniques de l'établissement.

En effet, cette base de données regroupe des examens IRM représentant différents états anatomiques et pathologiques du rachis lombaire, incluant notamment des cas normaux, des hernies discales, des sténoses du canal lombaire ainsi que d'autres pathologies dégénératives [83], [84].

Par ailleurs, les images ont été fournies sous forme numérique et ont fait l'objet d'une organisation ainsi que d'une annotation basée sur les diagnostics établis par des spécialistes en radiologie [85]. Cette étape garantit la fiabilité des labels utilisés pour les tâches de classification automatique.

Ainsi, le dataset original constitue un ensemble de données réalistes et représentatives de la pratique clinique, présentant toutefois une variabilité en termes de qualité d'image, de paramètres d'acquisition et d'orientation des coupes (sagittales et axiales), ce qui nécessite des étapes de prétraitement avant exploitation en apprentissage automatique [86].

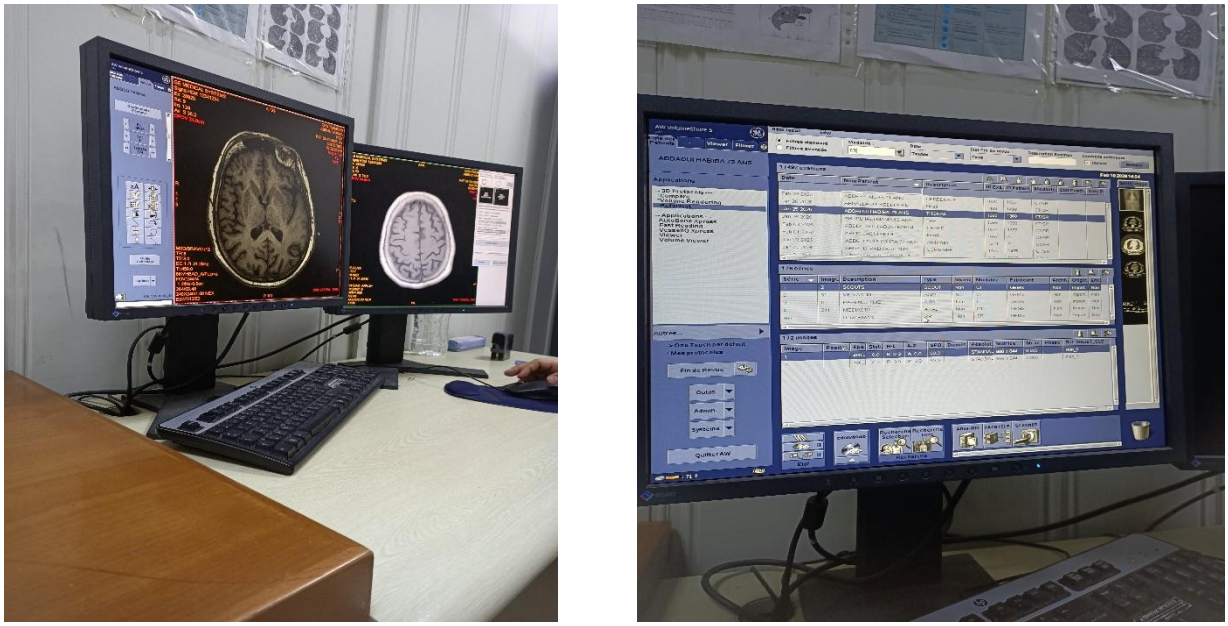


Figure III.1 *:* Service Imagerie médicale (CHU Tlemcen).

III.2.2 Constitution du Dataset Final

À partir du dataset source fourni par le Centre Hospitalo-Universitaire de Tlemcen (CHU de Tlemcen), un jeu de données final a été constitué pour répondre aux objectifs de cette étude portant sur la classification automatique des pathologies lombaires.

En effet, après une étape rigoureuse de préparation, de sélection et de filtrage des images IRM, les données retenues ont été standardisées afin d'assurer leur qualité et leur homogénéité. Cette étape inclut notamment le redimensionnement des images ainsi que la normalisation des intensités, permettant de réduire les variations liées aux conditions d'acquisition.

Par ailleurs, le dataset final obtenu comprend un total de 1201 images IRM lombaires, réparties en quatre classes diagnostiques principales :

- A_NRML : colonne lombaire normale,
- B_AUTRE : autres pathologies lombaires,
- C_CME : canal médullaire étroit (sténose lombaire),
- D_HD : hernie discale.

Ainsi, cette structuration permet de formuler le problème comme une tâche de classification multi-classes adaptée aux approches de Deep Learning. Le dataset constitue également la base expérimentale utilisée pour les phases d'entraînement, de validation et de test des modèles développés dans ce travail.

III.2.3 Répartition des classes

Le dataset final est organisé selon quatre classes diagnostiques principales correspondant aux pathologies du rachis lombaire étudiées dans ce travail, à savoir : colonne lombaire normale, autres pathologies lombaires, canal médullaire étroit (sténose lombaire) et hernie discale.

En effet, chaque image IRM est associée à une classe spécifique représentant soit un état normal, soit une pathologie dégénérative ou compressive. Cette structuration permet de formuler le problème comme une tâche de classification supervisée adaptée aux approches de Deep Learning.

La répartition détaillée des images selon les différentes catégories est présentée dans le Tableau III.1, tandis que la distribution globale des classes est illustrée dans la Figure III.2 sous forme de diagramme.

Classe	Code	Nombre d'images
Normale	A_NRML	684
Autre Pathologie	B_AUTRE	145
Canal Médullaire Étroit	C_CME	134
Hernie Discale	D_HD	238
Total		**1201**

Tableau III.1 : Distribution des images selon les classes du dataset.

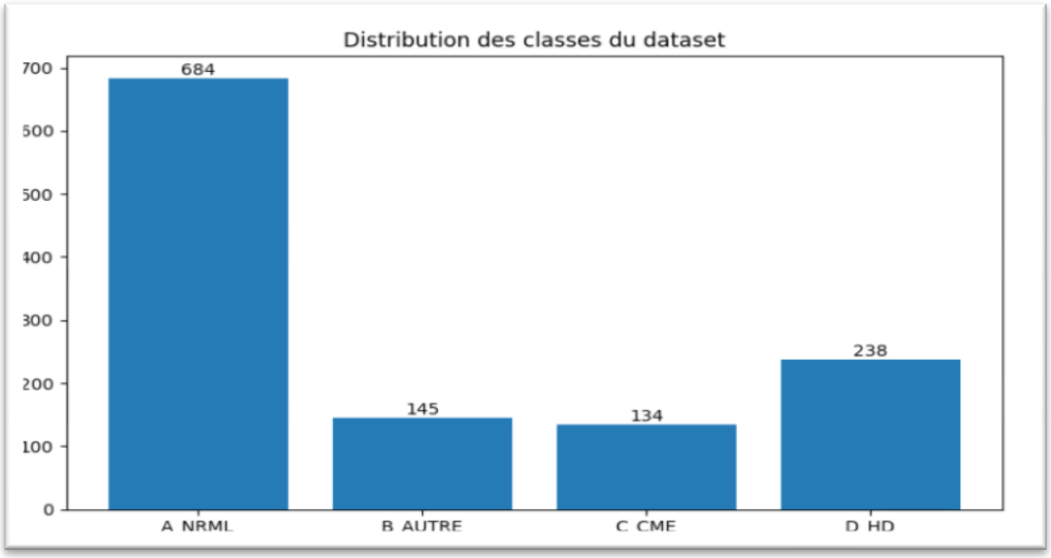


Figure III.2 : diagramme distribution des classes du dataset.

Ainsi, cette analyse permet d'évaluer l'équilibre du dataset et de mettre en évidence d'éventuels déséquilibres susceptibles d'influencer les performances des modèles d'apprentissage. Elle constitue une étape essentielle dans la validation de la qualité des données utilisées pour l'entraînement et l'évaluation.

III.2.4 Analyse de la distribution des données

L'analyse de la distribution des données montre que les classes du dataset ne sont pas représentées de manière uniforme. En effet, la classe A_NRML constitue la majorité du dataset avec 684 images, soit plus de la moitié des données disponibles, tandis que les classes B_AUTRE et C_CME présentent un nombre plus limité d'échantillons.

Ce phénomène, connu sous le nom de déséquilibre des classes (Class Imbalance), est fréquemment observé dans les bases de données médicales, où certaines pathologies sont naturellement moins représentées que d'autres [87]. Un tel déséquilibre peut influencer le processus d'apprentissage en introduisant un biais en faveur des classes majoritaires au détriment des classes minoritaires.

Afin de limiter cet effet, plusieurs stratégies ont été mises en œuvre dans ce travail, notamment l'utilisation de poids de classes (Class Weights) dans la fonction de perte ainsi que l'application de techniques d'augmentation de données (Data Augmentation) [88], [89]. Ces approches permettent d'améliorer la robustesse des modèles et leur capacité à reconnaître correctement les différentes pathologies malgré la disparité des échantillons.

Ainsi, cette analyse constitue une étape essentielle pour garantir la qualité du dataset et optimiser les performances des modèles d'apprentissage automatique.

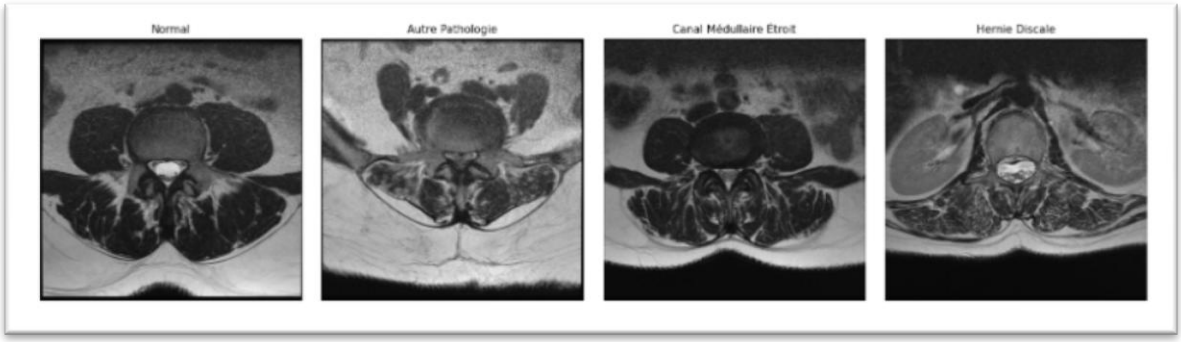


Figure III.3 : Exemple d'images IRM représentatives des quatre classes du dataset.

III.2.5 Problématiques du Dataset

Le jeu de données utilisé dans cette étude constitue une base essentielle pour l'apprentissage et l'évaluation des modèles de Deep Learning appliqués à la classification des pathologies lombaires. Toutefois, plusieurs contraintes peuvent influencer les performances et la robustesse des modèles développés.

En effet, la première limitation concerne la taille relativement réduite du dataset. Les modèles de Deep Learning nécessitent généralement un volume important de données afin d'apprendre des représentations discriminantes et généralisables. Un nombre limité

d'images augmente ainsi le risque de surapprentissage (overfitting) et réduit la capacité de généralisation du modèle sur des données nouvelles.

Par ailleurs, une seconde contrainte importante est liée au déséquilibre entre les classes, notamment la dominance de la classe A_NRML par rapport aux classes pathologiques telles que B_AUTRE et C_CME. Cette répartition non uniforme peut introduire un biais d'apprentissage en faveur des classes majoritaires.

En outre, les images IRM présentent une variabilité naturelle due aux différences anatomiques des patients, aux protocoles d'acquisition, ainsi qu'à la présence possible de bruit ou d'artefacts. De plus, certaines pathologies lombaires présentent des caractéristiques radiologiques similaires, ce qui complique leur distinction automatique et augmente la difficulté du problème de classification.

Ainsi, afin de limiter l'impact de ces contraintes, plusieurs stratégies ont été adoptées dans ce travail, notamment l'augmentation des données (data augmentation), l'utilisation de poids de classes (class weights) ainsi que le recours au transfert d'apprentissage (transfer learning), permettant d'améliorer la robustesse et la capacité de généralisation des modèles.

III.3 Méthodologie

La méthodologie adoptée dans cette étude repose sur une chaîne de traitement structurée visant le développement d'un système de classification automatique des images IRM lombaires basé sur les techniques de Deep Learning. L'objectif principal est d'assurer une exploitation optimale des données tout en garantissant une évaluation fiable et rigoureuse des modèles proposés.

En effet, l'ensemble du processus expérimental suit un pipeline global comprenant plusieurs étapes successives, allant de la préparation des données jusqu'à l'évaluation des performances des modèles.

Dans un premier temps, les images IRM ont été organisées et structurées afin de constituer un dataset exploitable pour l'apprentissage automatique. Cette phase a permis de garantir la cohérence des données et leur adéquation avec les objectifs de classification.

Par la suite, les données ont subi différentes opérations de prétraitement visant à améliorer leur qualité et à les adapter aux exigences des architectures de Deep Learning.

Ces opérations, détaillées dans la section III.4, incluent notamment la conversion des images, le redimensionnement, la normalisation ainsi que l'augmentation des données.

Ensuite, le dataset a été divisé en ensembles d'entraînement, de validation et de test selon une stratégie de séparation stratifiée afin de préserver la distribution des classes et d'assurer une évaluation représentative.

L'apprentissage des modèles repose sur une approche de transfert d'apprentissage (Transfer Learning), permettant d'exploiter des architectures pré-entraînées sur de larges bases de données. Dans ce travail, trois modèles ont été étudiés : ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121, choisis pour leurs performances reconnues en classification d'images médicales. Enfin, l'évaluation des modèles a été réalisée à l'aide de métriques quantitatives telles que l'Accuracy, la Precision, le Recall et le F1-score, complétées par l'analyse des matrices de confusion et des courbes d'apprentissage afin d'identifier le modèle le plus performant. Le schéma global du pipeline de classification est présenté dans la Figure III.4.

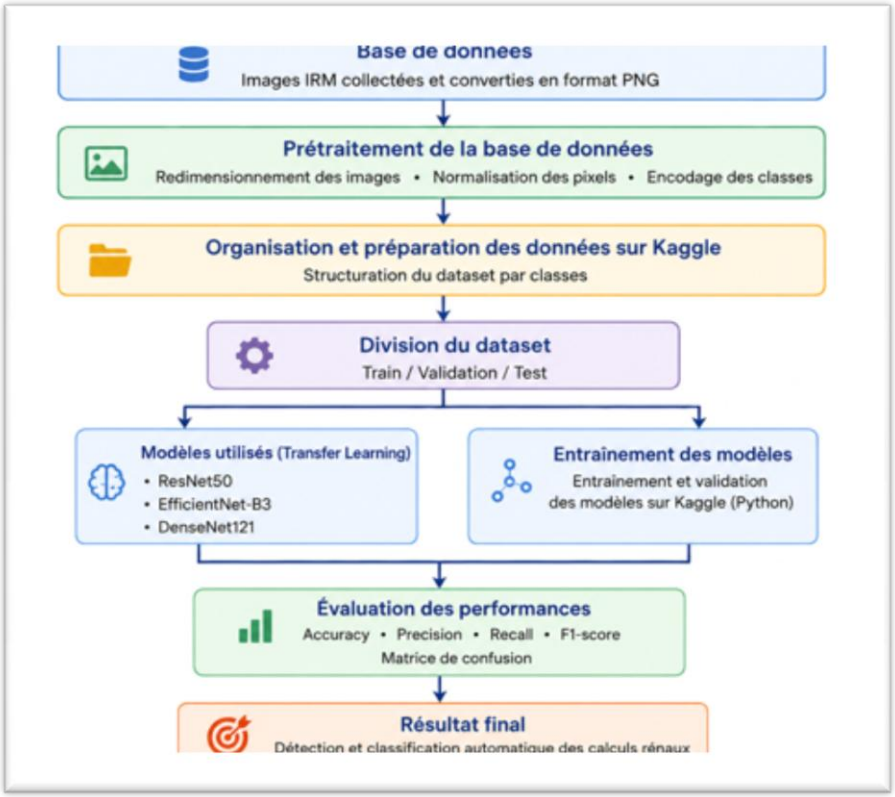


Figure III.4 : Pipeline global du système de classification des images IRM basé sur le Deep Learning.

III.4 Prétraitement des données

Avant l'entraînement des modèles de Deep Learning, plusieurs opérations de prétraitement ont été appliquées aux images IRM afin de garantir leur compatibilité avec les architectures pré-entraînées utilisées dans cette étude.

En effet, ces étapes visent à uniformiser les données d'entrée, à améliorer la stabilité de l'apprentissage et à optimiser les performances des modèles de classification.

III.4.1 Conversion des images

Les images IRM utilisées dans cette étude sont initialement en niveaux de gris (grayscale). Cependant, les architectures de Deep Learning utilisées dans ce travail, notamment ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121, ont été préalablement entraînées sur la base de données ImageNet, composée d'images RGB à trois canaux.

Afin d'assurer la compatibilité avec ces modèles pré-entraînés, chaque image a été convertie en une représentation à trois canaux en dupliquant le canal unique d'intensité.

Cette opération permet de conserver les caractéristiques anatomiques des images IRM tout en respectant le format d'entrée requis par les réseaux de neurones convolutionnels utilisés.

III.4.2 Redimensionnement des images

Les images présentes dans le dataset possèdent des dimensions variables. Afin d'obtenir une taille homogène pour l'ensemble des données, toutes les images ont été redimensionnées à une résolution fixe de 224 × 224 pixels.

Cette dimension a été choisie car elle correspond à la taille d'entrée standard utilisée par les architectures de Deep Learning étudiées dans ce travail, notamment ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121.

Le redimensionnement permet également de réduire le coût computationnel lors de l'entraînement tout en conservant les informations visuelles essentielles au diagnostic.

III.4.3 Normalisation

La normalisation est une étape essentielle dans le processus de prétraitement des images médicales. Elle consiste à ajuster les valeurs des pixels afin qu'elles suivent une distribution similaire à celle utilisée lors de l'entraînement des modèles sur ImageNet.

En effet, afin d'assurer la compatibilité avec les architectures pré-entraînées, les paramètres de normalisation suivants ont été utilisés.

Paramètres	**Valeurs**
Mean	(0.485, 0.456, 0.406)
Standard Deviation	(0.229, 0.224, 0.225)

Tableau III.2 : Paramètres de normalisation appliqués aux images d'entrée.

Cette opération permet d'améliorer la convergence de l'algorithme d'apprentissage et de stabiliser le processus d'optimisation en réduisant les variations entre les images.

III.4.4 Augmentation des données

Dans les applications médicales, la quantité de données disponibles est souvent limitée. Afin d'augmenter artificiellement la diversité du dataset et de réduire le risque de surapprentissage (overfitting), plusieurs techniques d'augmentation de données ont été appliquées sur les images de l'ensemble d'entraînement [2].

En effet, ces transformations permettent de générer des variations réalistes des images tout en conservant leurs caractéristiques anatomiques, ce qui améliore la capacité de généralisation des modèles de Deep Learning.

Par ailleurs, les transformations sont générées de manière aléatoire à chaque époque d'entraînement, ce qui permet de présenter au modèle des versions différentes des mêmes images et de renforcer ainsi la robustesse de l'apprentissage.

III.4.4.1 Symétrie horizontale

Une symétrie horizontale a été appliquée avec une probabilité de 50 % sur les images du dataset d'entraînement.

Cette technique permet de générer de nouvelles variations des images tout en augmentant le nombre d'exemples disponibles pour l'apprentissage, ce qui améliore la robustesse du modèle face aux variations spatiales.

En effet, cette transformation conserve les structures anatomiques globales des images IRM lombaires tout en introduisant une variabilité utile pour améliorer la généralisation du modèle.

III.4.4.2 Rotation aléatoire

La rotation aléatoire consiste à modifier légèrement l'orientation des images dans une plage angulaire définie.

Cette technique permet d'améliorer la robustesse du modèle face aux variations d'acquisition et aux différences de positionnement du patient lors de l'examen IRM.

En effet, elle introduit une variabilité contrôlée dans les données d'entraînement, ce qui permet au modèle de mieux généraliser face à des images présentant de légères variations d'orientation.

III.4.4.3 Translation et transformation affine

Une légère translation ainsi que des transformations affines ont été appliquées aux images afin de reproduire de petits déplacements du patient pouvant survenir lors de l'acquisition IRM. Les paramètres utilisés pour ces transformations sont définis comme suit :

Paramètre	**Valeur**
Rotation	±10°
Translation	5 %
Affine	degrés = 10

Tableau III.3 : Paramètres utilisés pour l'augmentation des données.

Ces opérations permettent d'introduire des variations géométriques contrôlées dans le dataset, ce qui contribue à améliorer la capacité de généralisation des modèles de Deep Learning face à des conditions d'acquisition variables.

III.4.4.4 Impact de l'augmentation des données

L'utilisation du Data Augmentation permet d'enrichir artificiellement les données d'entraînement sans modifier leur contenu médical.

Cette approche contribue à:

- réduire le sur-apprentissage ;
- Améliorer la robustesse des modèles ;

- Augmenter la capacité de généralisation ;
- Limiter l'impact du faible nombre d'images dans certaines classes.

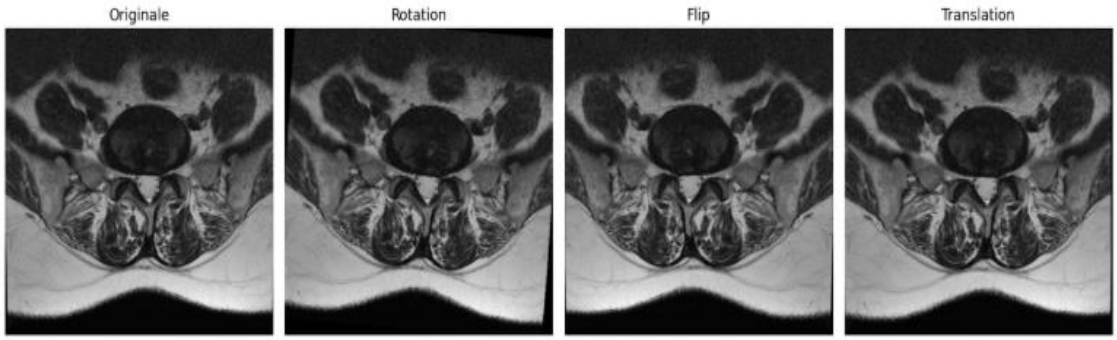


Figure III.5 : Exemples d'images IRM après application des techniques de Data Augmentation (rotation, symétrie horizontale et translation).

Ainsi, l'augmentation des données joue un rôle essentiel dans l'amélioration des performances globales des modèles de Deep Learning.

III.5 Division du Dataset

Afin d'obtenir une évaluation fiable des performances des modèles, le dataset a été divisé en trois sous-ensembles distincts.

Une stratégie de séparation stratifiée (Stratified Split) a été utilisée afin de conserver la même proportion des différentes classes dans chaque sous-ensemble. En effet, le dataset a été réparti en 70 % pour l'ensemble d'entraînement, 15 % pour l'ensemble de validation et 15 % pour l'ensemble de test.

Sous-ensemble	**Proportion**	**Nombre d'images**	**Méthode**
Entraînement	70 %	841	Stratified Split
Validation	15 %	180	Stratified Split
Test	15 %	180	Stratified Split

Tableau III.4 : Répartition du dataset en sous-ensembles d'entraînement, validation et test

L'ensemble d'entraînement est utilisé pour l'apprentissage des paramètres des modèles, l'ensemble de validation permet de suivre les performances durant l'entraînement et d'ajuster les hyperparamètres, tandis que l'ensemble de test est réservé à l'évaluation finale sur des données jamais vues.

III.6 Gestion du déséquilibre des classes

L'analyse de la distribution des données a mis en évidence un déséquilibre important entre les différentes catégories du dataset. En effet, la classe A_NRML contient 684 images, tandis que les classes B_AUTRE et C_CME contiennent respectivement 145 et 134 images. Dans ce contexte, un modèle entraîné directement sur les données risque de favoriser les classes majoritaires au détriment des classes minoritaires. Afin de remédier à ce problème, des poids de classes ont été calculés automatiquement à partir de la distribution des données d'entraînement. Ces poids ont ensuite été intégrés dans la fonction de perte CrossEntropyLoss, permettant d'accorder une importance plus élevée aux classes minoritaires lors de l'apprentissage. Ainsi, cette stratégie améliore la capacité des modèles à détecter correctement les pathologies rares et renforce leur performance globale sur des données déséquilibrées.

III.7 Paramètres expérimentaux

Afin de garantir une comparaison équitable entre les différentes architectures étudiées, un ensemble de paramètres communs et spécifiques a été défini pour l'entraînement des modèles de Deep Learning. En effet, ces paramètres permettent d'assurer une évaluation cohérente des performances tout en optimisant l'apprentissage selon les caractéristiques de chaque architecture.

Paramètre	ResNet50	EfficientNet-B3	DenseNet121
Taille des images	224 × 224	224 × 224	224 × 224
Batch Size	8	8	8
Optimiseur	AdamW	AdamW	AdamW
Fonction de perte	CrossEntropyLoss	CrossEntropyLoss	CrossEntropyLoss
Learning Rate	1×10^{-4}	5×10^{-5}	1×10^{-4}
Scheduler	—	CosineAnnealingLR	ReduceLROnPlateau
Label Smoothing	—	0.1	0.05
Utilisation GPU	CUDA	CUDA	CUDA
Data Augmentation	Oui	Oui	Oui
Class Weights	Oui	Oui	Oui
Early Stopping	Non	Oui	Oui
Nombre maximal d'époques	20	50	50
Nombre d'époques effectif	20	29	25
Fine-Tuning	Oui (à partir de l'époque 7)	Non	Non

Tableau III.5 *:* Paramètres d'entraînement.

Analyse des paramètres

Le tableau ci-dessus regroupe les principaux hyperparamètres utilisés pour l'entraînement des modèles ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121.

En effet, toutes les images IRM ont été redimensionnées à une taille standard de 224×224 pixels avec un batch size fixé à 8 afin de garantir une comparaison homogène entre les architectures.

Par ailleurs, l'optimiseur AdamW et la fonction de perte CrossEntropyLoss ont été utilisés pour l'ensemble des modèles. Des poids de classes ont également été intégrés afin de compenser le déséquilibre du dataset.

Différentes stratégies d'optimisation ont été appliquées selon les modèles, notamment l'utilisation de schedulers adaptatifs et de techniques de régularisation telles que le label smoothing.

Enfin, l'entraînement a été réalisé sur GPU via CUDA, avec l'intégration de l'Early Stopping pour EfficientNet-B3 et DenseNet121 afin de limiter le surapprentissage. Une phase de fine-tuning a été appliquée uniquement à ResNet50 afin d'adapter plus efficacement les représentations pré-entraînées aux spécificités des images IRM lombaires.

III.7.1 Métriques d'évaluation

Dans cette étude, plusieurs métriques ont été utilisées afin d'évaluer les performances des modèles de classification des images IRM lombaires. En effet, ces métriques permettent d'analyser la capacité des modèles à prédire correctement les différentes classes du dataset et d'obtenir une évaluation complète des résultats.

L'accuracy mesure la proportion de prédictions correctes parmi l'ensemble des observations. Elle donne une vue globale des performances du modèle, mais peut être trompeuse en cas de déséquilibre des classes.

$$\text{Accuracy} = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN)$$

Recall (Sensibilité) Le recall, ou sensibilité, évalue la capacité du modèle à identifier correctement les instances positives. Il correspond à la proportion de vrais positifs détectés parmi tous les cas réellement positifs.

Recall = TP/(TP + FN)

Precision (Précision)

La précision mesure la fiabilité des prédictions positives du modèle. Elle indique la proportion de prédictions positives qui sont effectivement correctes.

Precision = TP/(TP + FP)

F1-score

Le F1-score est une mesure combinée de la précision et du recall, calculée comme leur moyenne harmonique. Il permet d'obtenir un compromis équilibré entre ces deux métriques, notamment en présence de classes déséquilibrées.

F1-score = (2 × (Precision × Recall))/(Precision + Recall)

Où:

TP (True Positive) : nombre de prédictions positives correctes.
TN (True Negative) : nombre de prédictions négatives correctes.
FP (False Positive) : nombre de prédictions positives incorrectes.
FN (False Negative) : nombre de prédictions négatives incorrectes.

III.7.2 Configuration matérielle et logicielle

Les expériences ont été réalisées dans un environnement de calcul basé sur Python et la bibliothèque PyTorch. L'entraînement des modèles a été effectué à l'aide d'un processeur graphique (GPU), permettant de réduire le temps d'apprentissage et d'améliorer les performances computationnelles.

Élément	**Configuration**
Langage de programmation	Python 3
Framework	PyTorch
Environnement d'exécution	Google Colab
Accélération GPU	CUDA
Bibliothèques utilisées	Torchvision, NumPy, Matplotlib, Scikit-learn
Type d'apprentissage	Transfer Learning

Tableau III.6 *:* Configuration matérielle et logicielle.

III.8 Résultats du modèle ResNet50

Le modèle a été entraîné pendant 20 époques. Une étape de Fine-Tuning a été appliquée à partir de l'époque 7 afin d'améliorer les performances de classification.

Rapport de classification

Classe	Precision	Recall	F1-score	Support
A_NRML	0.91	0.82	0.86	105
B_AUTRE	0.50	0.78	0.61	18
C_CME	0.76	0.65	0.70	20
D_HD	0.61	0.68	0.64	37
Accuracy	—	—	**0.77**	180
Macro Average	0.70	0.73	0.70	180
Weighted Average	0.79	0.77	0.77	180

Tableau III.7 *:* Rapport de classification du modèle ResNet50.

Analyse :

Le modèle ResNet50 atteint une accuracy globale de 77 % sur l'ensemble de test, ce qui démontre sa capacité à classer correctement une majorité d'images IRM. Le F1-score pondéré de 77 % confirme un équilibre global satisfaisant entre la précision et le rappel sur les différentes classes étudiées.

La classe A_NRML obtient les meilleures performances, avec une précision de 91 %, un rappel de 82 % et un F1-score de 86 %. Cela indique que le modèle identifie efficacement les images normales. Cette classe étant la plus représentée dans le jeu de test (105 images), elle bénéficie également d'une meilleure stabilité des résultats.

Pour la classe B_AUTRE, le modèle présente un rappel de 78 %, montrant une bonne capacité à détecter les cas appartenant à cette catégorie. Cependant, la précision plus faible (50 %) révèle plusieurs confusions avec d'autres classes. Le faible nombre d'échantillons (18 images) peut expliquer en partie ces performances limitées.

La classe C_CME affiche des résultats globalement satisfaisants avec un F1-score de

70 %, malgré un effectif réduit (20 images), ce qui suggère une capacité correcte du modèle à reconnaître cette pathologie.

Enfin, la classe D_HD obtient un F1-score de 64 % sur 37 images. Certaines confusions persistent avec les autres classes pathologiques, mais les performances restent acceptables compte tenu de la difficulté du problème de classification.

Ces résultats montrent que ResNet50 est capable d'extraire efficacement les caractéristiques discriminantes des images IRM lombaires et d'assurer des performances globalement satisfaisantes sur l'ensemble de test, ce qui en fait un modèle prometteur pour la classification automatique des pathologies étudiées.

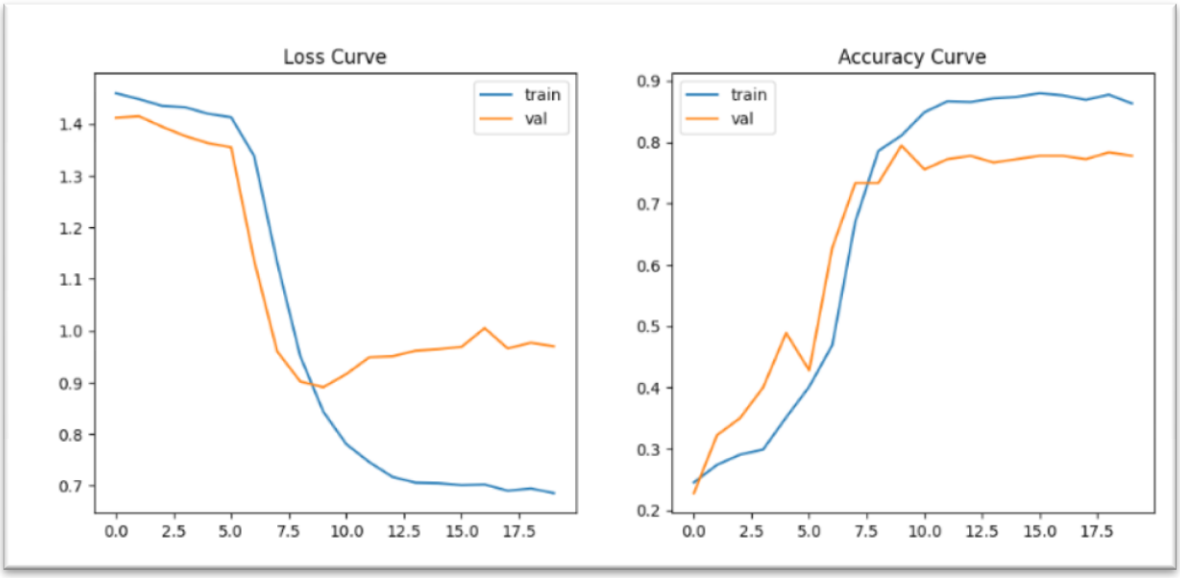


Figure III.6 : Courbes Accuracy et Loss du modèle ResNet50.

Analyse :

La figure III.6 illustre l'évolution des performances du modèle ResNet50 au cours du processus d'apprentissage. Les courbes montrent une progression régulière de la précision ainsi qu'une diminution significative de la fonction de perte durant les premières époques, traduisant une amélioration continue de la capacité du modèle à apprendre les caractéristiques pertinentes des images IRM.

La meilleure précision de validation, estimée à 78,33 %, a été obtenue à l'époque 10.

Au-delà de ce point, les performances sur l'ensemble de validation deviennent relativement stables, tandis que la précision d'entraînement continue de progresser. Dans le même temps, la fonction de perte de validation présente une légère augmentation, tandis que la fonction de perte d'entraînement continue de diminuer.

Ce comportement indique l'apparition d'un léger phénomène de surapprentissage. Néanmoins, l'écart entre les courbes d'entraînement et de validation demeure limité, ce qui témoigne d'une bonne stabilité du modèle et d'une capacité satisfaisante à généraliser sur de nouvelles données.

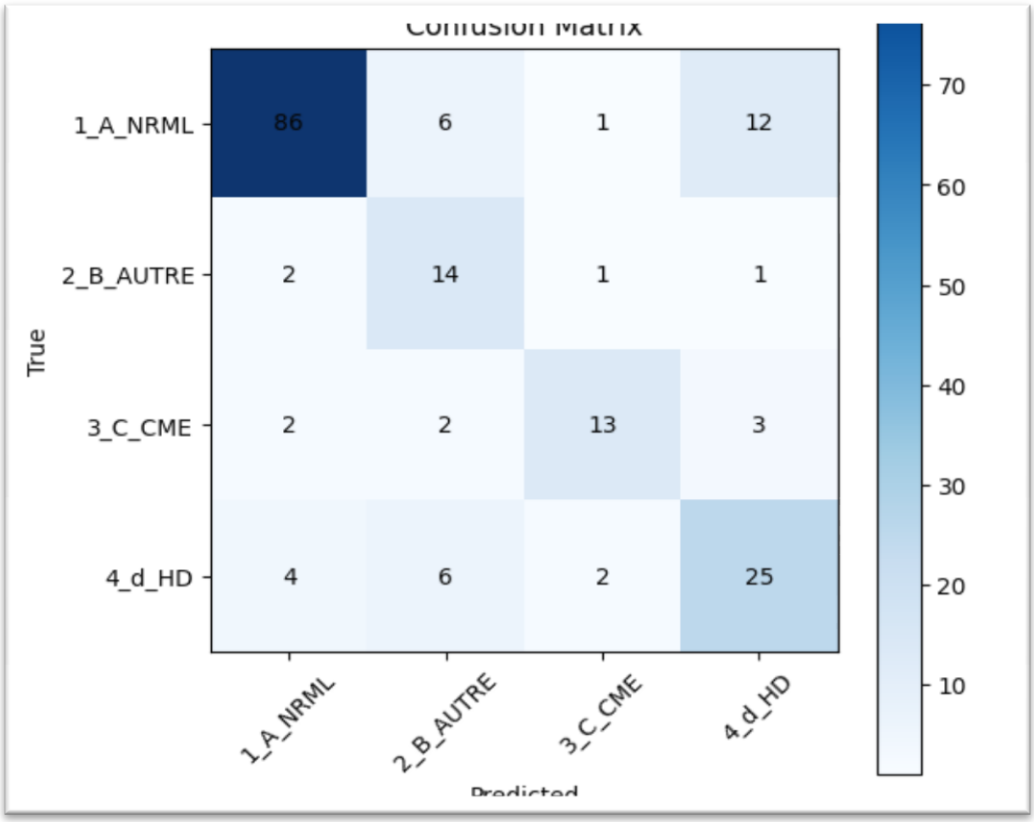


Figure III.7 : Matrice de confusion du modèle ResNet50.

Analyse :

La matrice de confusion révèle que la majorité des prédictions correctes se situent sur la diagonale principale, ce qui traduit une bonne capacité du modèle à différencier les quatre classes étudiées. Le modèle a correctement identifié 86 images appartenant à la classe A_NRML, 14 images de la classe B_AUTRE, 13 images de la classe C_CME et 25 images de la classe D_HD.

Les résultats montrent une excellente reconnaissance de la classe A_NRML, qui présente le nombre le plus élevé de classifications correctes. Cependant, quelques erreurs subsistent, notamment entre les différentes classes pathologiques. Des confusions sont également observées pour les classes B_AUTRE, C_CME et D_HD, bien que la majorité des images de ces catégories soient correctement reconnues.

Dans l'ensemble, les résultats obtenus montrent que ResNet50 est capable d'extraire efficacement les caractéristiques pertinentes des images IRM lombaires. Les performances enregistrées sur l'ensemble de test indiquent une bonne capacité de généralisation, ce qui fait de ResNet50 un candidat prometteur pour la suite de l'étude.

III.9 Résultats du modèle EfficientNet-B3

Le modèle EfficientNet-B3 a été entraîné avec un maximum de 50 époques. Grâce au mécanisme d'arrêt anticipé (Early Stopping), le processus d'apprentissage a été interrompu automatiquement à l'époque 29 afin d'éviter le surapprentissage. La meilleure précision de validation obtenue est de 76,11 %, tandis que la précision finale sur l'ensemble de test atteint 73 %. Ces résultats témoignent d'une bonne capacité du modèle à classifier les différentes catégories d'images IRM lombaires malgré la complexité de la tâche.

Rapport de classification

Classe	Precision	Recall	F1-score	Support
A_NRML	0.88	0.79	0.83	103
B_AUTRE	0.50	0.55	0.52	22
C_CME	0.55	0.55	0.55	20
D_HD	0.61	0.77	0.68	35
Accuracy	-	-	**0.73**	180
Macro Average	0.64	0.66	0.65	180
Weighted Average	0.75	0.73	0.73	180

Tableau III.8 : Rapport de classification du modèle EfficientNet-B3.

Analyse :

Le modèle EfficientNet-B3 obtient une accuracy de 73 % sur l'ensemble de test, avec un F1-score pondéré de 73 %, ce qui indique des performances globalement satisfaisantes pour la classification des images IRM lombaires.

La classe A_NRML enregistre les meilleurs résultats, avec une précision de 88 %, un rappel de 79 % et un F1-score de 83 %, montrant une bonne capacité du modèle à identifier les images normales. Cette classe, la plus représentée (103 images), contribue à la stabilité des performances.

Concernant la classe D_HD, le modèle atteint un rappel de 77 % et un F1-score de 68 %, ce qui traduit une détection relativement efficace des cas de hernie discale, malgré certaines confusions.

En revanche, les classes B_AUTRE et C_CME présentent des résultats plus faibles, avec des F1-scores de 52 % et 55 %. Cela peut s'expliquer par le déséquilibre des données et la proximité visuelle entre certaines pathologies, ce qui complique leur distinction.

Globalement, EfficientNet-B3 montre une capacité correcte à analyser les images IRM lombaires, mais reste limité dans la séparation des classes les moins représentées et les plus similaires.

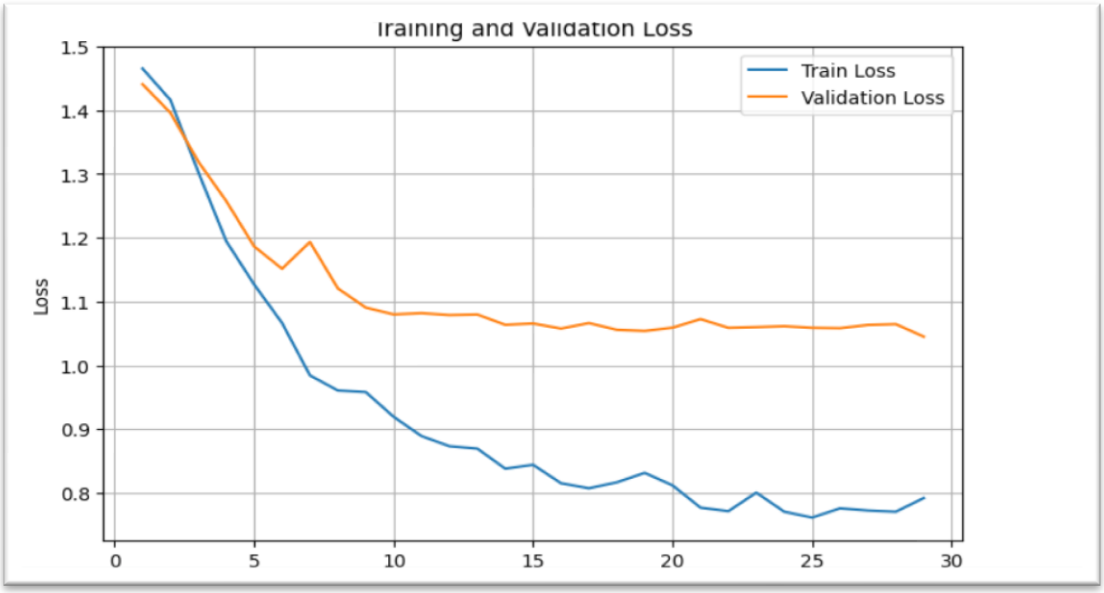


Figure III.8 : Courbes Loss du modèle EfficientNet-B3.

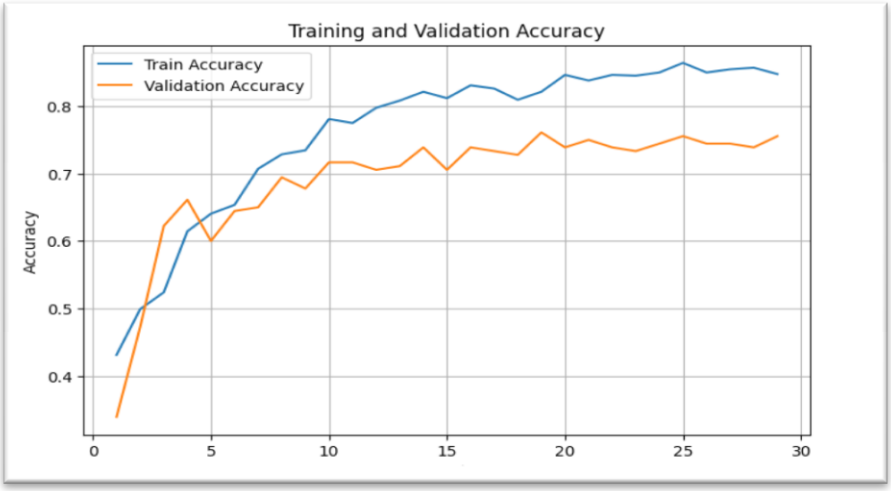


Figure III.9 *:* Courbes Accuracy du modèle EfficientNet-B3.

Analyse :

Les courbes d'apprentissage mettent en évidence une progression globale des performances du modèle au fil des époques. La précision sur l'ensemble de validation atteint un maximum de 76,11 %, traduisant une amélioration progressive de la capacité de classification. Par ailleurs, la diminution continue de la fonction de perte indique une bonne convergence du modèle durant l'entraînement. En fin de processus, les courbes se stabilisent, ce qui suggère que le modèle parvient à généraliser correctement sur des données non vues, sans signes majeurs d'instabilité.

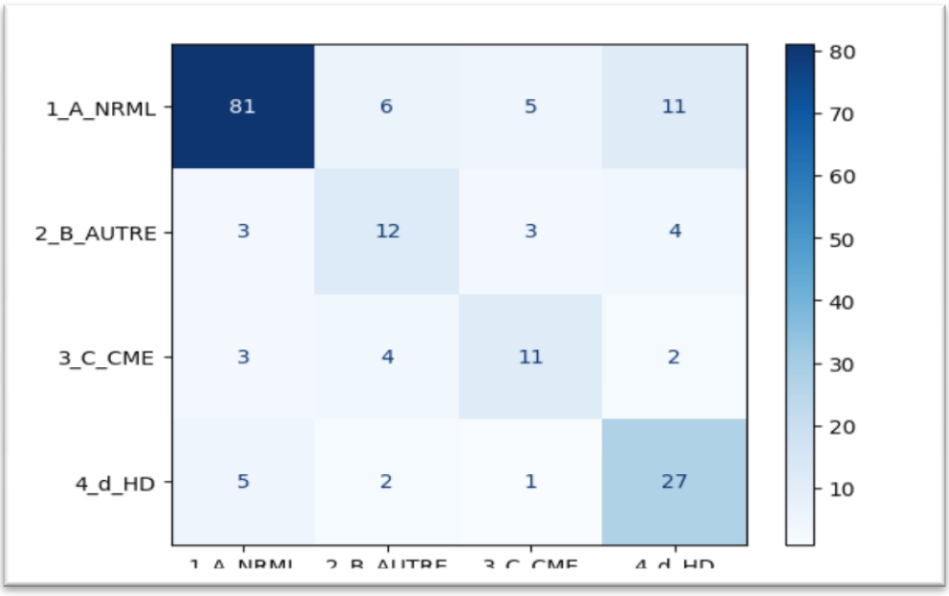


Figure III.10 *:* Matrice de confusion du modèle EfficientNet-B3.

Analyse :

La matrice de confusion du modèle EfficientNet-B3 permet d'évaluer en détail la capacité du modèle à distinguer les quatre classes du dataset. Sur l'ensemble de test composé de 180 images, le modèle a correctement classifié 131 images, ce qui correspond à une accuracy globale de 72,8 %.

L'analyse de la diagonale principale montre que la classe A_NRML enregistre le plus grand nombre de classifications correctes avec 81 images bien identifiées sur 103, soit un taux de détection de 78,6 %. La classe D_HD présente également de bonnes performances avec 27 images correctement classifiées sur 35, correspondant à un rappel de 77,1 %. En revanche, les classes B_AUTRE et C_CME constituent les catégories les plus difficiles à identifier, avec respectivement 12 images correctes sur 22 (54,5 %) et 11 images correctes sur 20 (55,0 %).

L'examen des erreurs de classification révèle plusieurs confusions notables. Pour la classe A_NRML, 11 images normales ont été incorrectement prédites comme D_HD, ce qui représente une source d'erreur potentiellement significative dans un contexte d'aide au diagnostic médical. La classe C_CME présente quant à elle une confusion importante avec la classe B_AUTRE, avec 4 images mal classifiées entre ces deux catégories, ce qui s'explique par la similarité visuelle existant entre ces deux pathologies lombaires.

Ces résultats confirment que le déséquilibre des classes constitue le principal facteur limitant les performances du modèle EfficientNet-B3, en particulier pour les classes minoritaires B_AUTRE et C_CME. Malgré ces difficultés, le modèle démontre une capacité satisfaisante à identifier les cas normaux et les hernies discales, ce qui en fait un outil potentiellement utile pour l'aide à la décision médicale dans le cadre de la classification des images IRM lombaires.

III.10 Résultats du modèle DenseNet121

Le modèle DenseNet121 a été entraîné pendant 25 époques avant l'arrêt anticipé du processus d'apprentissage. Les résultats obtenus montrent des performances satisfaisantes pour la classification des images IRM lombaires.

Classe	**Precision**	**Recall**	**F1-score**	**Support**
A_NRML	0.87	0.80	0.83	103
B_AUTRE	0.56	0.64	0.60	22
C_CME	0.75	0.45	0.56	20
D_HD	0.57	0.80	0.67	35
Accuracy	-	-	**0.74**	180
Macro Average	0.69	0.67	0.66	180
Weighted Average	0.76	0.74	0.74	180

Tableau III.9 *:* Rapport de classification du modèle DenseNet121.

Analyse :

L’évaluation du rapport de classification montre que le modèle DenseNet121 obtient une accuracy globale de 74 % sur l’ensemble de test, ce qui reflète une performance globalement correcte pour la différenciation des catégories d’IRM lombaires.

La classe A_NRML présente les meilleurs résultats, avec des scores élevés en précision, rappel et F1-score. Cela indique une bonne capacité du modèle à reconnaître les cas

normaux, probablement en raison de la cohérence et de l'homogénéité des caractéristiques de cette classe.

La classe D_HD se distingue par un rappel élevé, montrant que le modèle détecte efficacement la majorité des cas de hernie discale. Cependant, une précision plus faible suggère des confusions avec d'autres catégories pathologiques, entraînant certains faux positifs.

Pour la classe B_AUTRE, les performances sont globalement acceptables malgré la diversité des pathologies regroupées, ce qui complique l'apprentissage. En revanche, la classe C_CME reste la plus difficile à classifier, en raison de la similarité de ses caractéristiques avec d'autres affections et du nombre limité d'échantillons disponibles.

Enfin, le F1-score pondéré de 74 % confirme un équilibre global des performances malgré le déséquilibre des données. Dans l'ensemble, DenseNet121 démontre une capacité satisfaisante à extraire des caractéristiques pertinentes et à réaliser une classification fiable des images IRM lombaires.

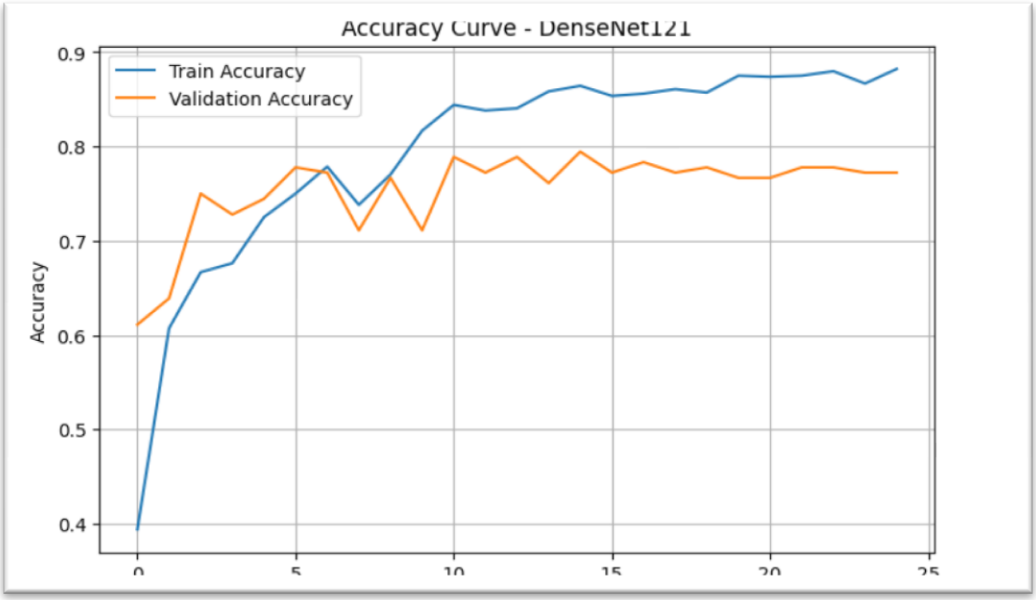


Figure III.11 :Courbes Accuracy du modèle DenseNet121.

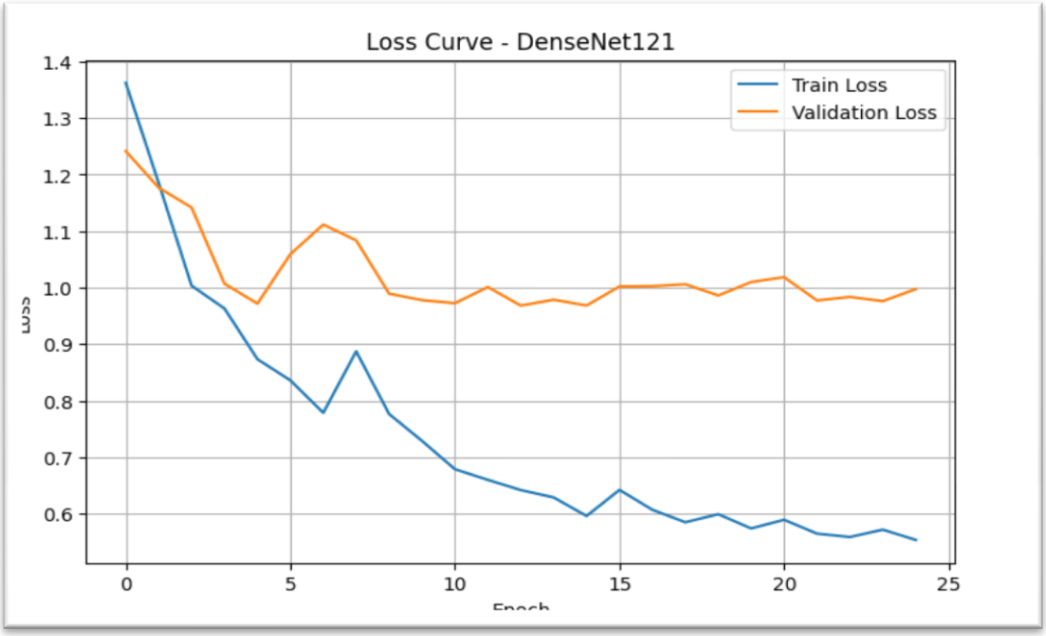


Figure III.12 *:* Courbes Loss du modèle DenseNet121.

Analyse :

La précision de validation atteint un maximum de 79,44 %, traduisant une amélioration notable des performances du modèle au cours de l'entraînement. La diminution progressive de la fonction de perte confirme, quant à elle, une convergence efficace du processus d'apprentissage. Par ailleurs, la stabilisation des courbes après plusieurs époques indique que le modèle a atteint un état d'équilibre, ce qui reflète une bonne capacité de généralisation sur des données inédites.

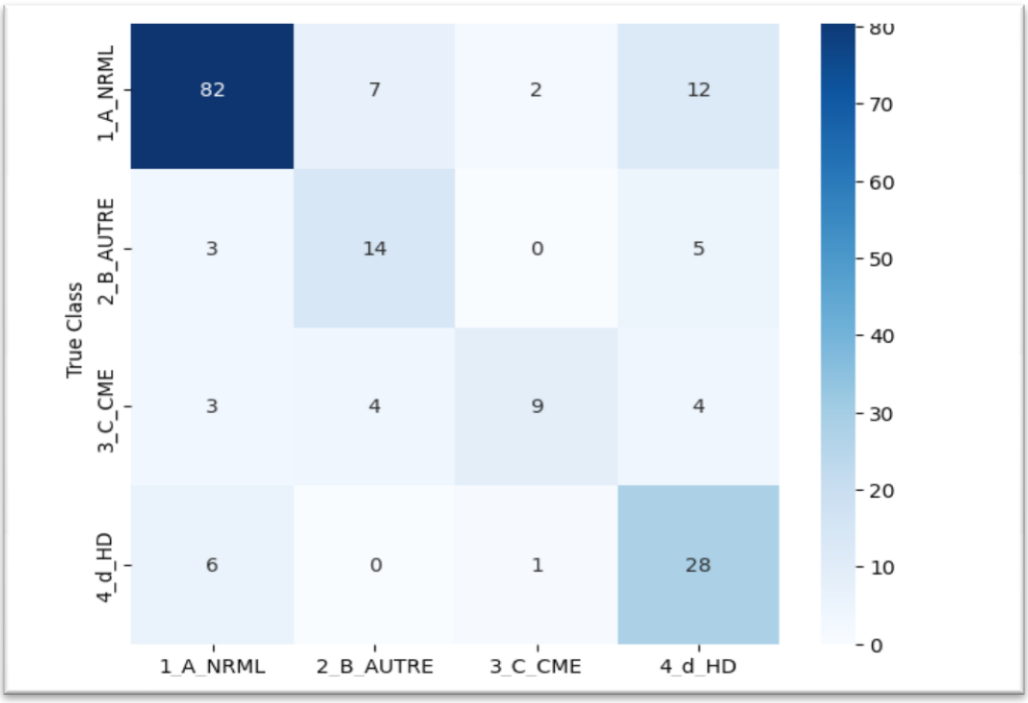


Figure III.13 *:* Matrice de confusion du modèle DenseNet121.

Analyse :

La matrice de confusion de DenseNet121 révèle que le modèle a correctement classifié 133 images sur 180, soit une accuracy globale de 73,9 % (≈ 74 %(Les performances varient sensiblement selon les classes : la classe A_NRML est bien reconnue avec 82 prédictions correctes sur 103 (79,6 %), et la classe D_HD affiche le meilleur rappel avec 28 images correctement identifiées sur 35 (80,0 %). La classe B_AUTRE obtient un taux de détection acceptable de 63,6 % (14/22), tandis que la classe C_CME reste la plus problématique avec seulement 9 images correctement classifiées sur 20, soit un rappel de 45,0 %.

En ce qui concerne les erreurs, la confusion la plus fréquente concerne les images normales (A_NRML) prédites à tort comme D_HD (12 cas), ce qui pourrait avoir des implications dans un contexte clinique réel. La classe C_CME souffre d'une dispersion importante de ses prédictions vers les trois autres classes, avec 3 cas confondus avec A_NRML, 4 avec B_AUTRE et 4 avec D_HD, ce qui reflète la proximité visuelle de cette pathologie avec les autres catégories. À l'inverse, la classe D_HD ne présente

aucune confusion avec B_AUTRE, témoignant d'une bonne séparabilité entre ces deux classes.

Dans l'ensemble, DenseNet121 démontre une capacité satisfaisante à identifier les classes majoritaires, mais peine à distinguer les cas de sténose lombaire (C_CME), ce qui s'explique en grande partie par le nombre limité d'exemples disponibles pour cette catégorie et par la similitude des caractéristiques visuelles entre les différentes pathologies lombaires.

III.11 Comparaison des modèles

Afin d'identifier l'architecture la plus performante pour la classification des images IRM lombaires, une analyse comparative des résultats obtenus par ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121 a été réalisée. Cette comparaison repose sur plusieurs indicateurs de performance, notamment la précision de validation (Validation Accuracy), la précision sur l'ensemble de test (Test Accuracy), ainsi que les métriques Precision, Recall et F1-score.

Les résultats obtenus montrent que les trois architectures sont capables d'extraire efficacement les caractéristiques pertinentes des images IRM et d'assurer une classification globalement satisfaisante des différentes pathologies étudiées. Cependant, des différences significatives sont observées en termes de capacité de généralisation et de stabilité des performances.

DenseNet121 a enregistré la meilleure précision sur l'ensemble de validation avec une valeur de 79,44 %. Ce résultat traduit une bonne capacité d'apprentissage des caractéristiques présentes dans les données utilisées durant la phase d'entraînement. Toutefois, cette performance ne s'est pas entièrement maintenue lors de l'évaluation sur l'ensemble de test, où le modèle a obtenu une accuracy de 74 %.

EfficientNet-B3 a présenté des performances légèrement inférieures avec une précision de validation de 76,11 % et une accuracy de test de 73 %. Malgré l'efficacité de sa stratégie de mise à l'échelle (Compound Scaling), le modèle semble avoir été davantage affecté par le déséquilibre des classes et par le nombre limité d'images disponibles pour certaines catégories pathologiques.

Le modèle ResNet50 a obtenu les meilleurs résultats sur l'ensemble de test avec une accuracy de 77 % et un F1-score pondéré de 77 %. Ces performances indiquent une meilleure capacité à généraliser sur des données non utilisées durant l'apprentissage. Les connexions résiduelles intégrées dans cette architecture facilitent la propagation de l'information à travers les différentes couches du réseau et contribuent à une extraction plus efficace des caractéristiques discriminantes.

Globalement, les résultats obtenus montrent que la précision de validation ne constitue pas à elle seule un indicateur suffisant pour sélectionner le meilleur modèle. La capacité de généralisation observée sur les données de test demeure le critère le plus pertinent dans le contexte des applications médicales, où les modèles doivent être capables de fournir des performances fiables sur des données réelles jamais rencontrées auparavant.

Modèle	**Validation Accuracy (%)**	**Test Accuracy (%)**	**Precision (%)**	**Recall (%)**	**F1-score (%)**
ResNet50	78.33	77	77	77	77
EfficientNet-B3	76.11	73	75	73	73
DenseNet121	79.44	74	76	74	74

Tableau III.10: Comparaison des performances.

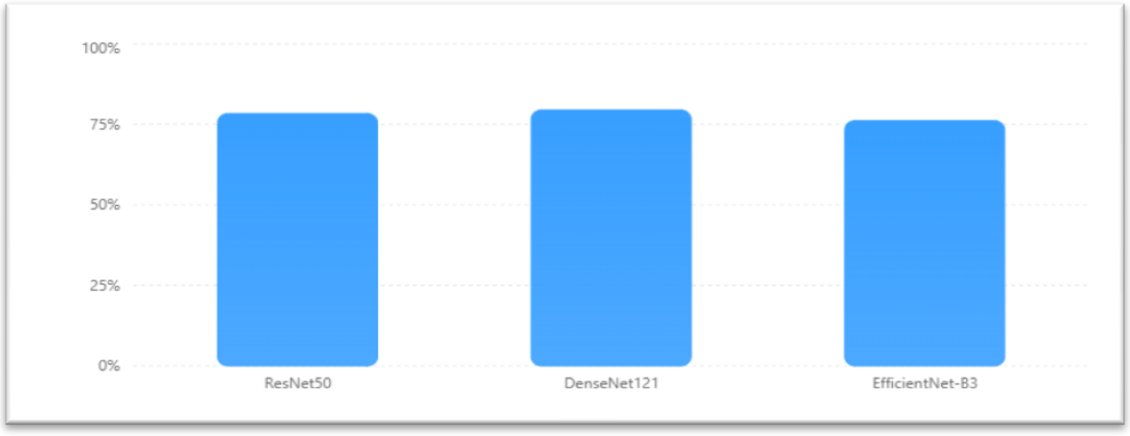


Figure III.14: Comparaison graphique des performances des modèles.

Analyse comparative :

La comparaison des performances des différents modèles montre que DenseNet121 a obtenu la meilleure précision sur l'ensemble de validation avec un taux de 79,44 %, ce

qui traduit une bonne capacité d'apprentissage sur les données utilisées durant l'entraînement.

Toutefois, l'évaluation sur l'ensemble de test met en évidence de meilleures performances de ResNet50, qui atteint une précision de 77 % ainsi qu'un Weighted F1-score de 77 %. Ces résultats indiquent une meilleure capacité de généralisation sur des données non observées pendant la phase d'apprentissage.

EfficientNet-B3 obtient des performances légèrement inférieures avec une précision de validation de 76,11 %, une précision de test de 73 % et un Weighted F1-score de 73 %.

Dans l'ensemble, les trois architectures ont démontré leur efficacité pour la classification des images IRM lombaires. Cependant, les résultats obtenus sur les données de test montrent que ResNet50 offre le meilleur compromis entre performance et robustesse, ce qui en fait un candidat particulièrement adapté à l'application étudiée.

Analyse comparative des matrices de confusion :

L'étude des matrices de confusion permet d'analyser plus finement le comportement des modèles face aux différentes classes pathologiques. Les résultats montrent que les trois architectures parviennent à identifier correctement la majorité des examens IRM.
DenseNet121 présente de bonnes performances pour la reconnaissance de certaines classes spécifiques, notamment la classe D_HD. De son côté, EfficientNet-B3 obtient des résultats satisfaisants mais génère un nombre plus important de confusions entre certaines catégories.

La matrice de confusion de ResNet50 révèle une répartition plus homogène des prédictions correctes entre les différentes classes, ainsi qu'un nombre réduit d'erreurs de classification. Cette stabilité confirme sa capacité à fournir des résultats fiables sur l'ensemble des catégories étudiées.

III.12 Choix du modèle final

À l'issue de l'évaluation comparative des trois architectures étudiées, ResNet50 a été retenu comme modèle final. Ce choix repose principalement sur ses performances obtenues sur l'ensemble de test ainsi que sur sa capacité à généraliser efficacement sur des données non vues. Comparé à EfficientNet-B3 et DenseNet121, ResNet50 a présenté un meilleur compromis entre précision, robustesse et stabilité.

Justification du choix de ResNet50

Bien que DenseNet121 ait obtenu la meilleure accuracy sur l'ensemble de validation (79,44 %), ResNet50 a enregistré les meilleures performances sur l'ensemble de test avec une accuracy de 77 % et un F1-score pondéré de 77 %, traduisant une meilleure capacité de généralisation.

Par ailleurs, l'écart relativement faible entre l'accuracy de validation (78,33 %) et celle obtenue sur l'ensemble de test (77 %) témoigne d'une bonne stabilité du modèle et d'un risque limité de surapprentissage. L'analyse des courbes d'apprentissage a également mis en évidence une convergence régulière du processus d'entraînement, tandis que les matrices de confusion ont montré une réduction des erreurs de classification par rapport aux autres architectures étudiées.

De plus, l'étape de Fine-Tuning a permis d'adapter plus efficacement les caractéristiques préentraînées aux spécificités des images IRM lombaires. Enfin, grâce à ses connexions résiduelles, ResNet50 facilite la propagation du gradient dans les couches profondes et favorise l'apprentissage de représentations discriminantes robustes.

Pour l'ensemble de ces raisons, ResNet50 a été retenu comme modèle final de cette étude.

III.13 Intégration du modèle dans la plateforme proposée

La plateforme développée a pour objectif de fournir un système intelligent d'aide à la décision médicale permettant la classification automatique des pathologies lombaires à partir d'images IRM.

Les principales fonctionnalités sont :

- Authentification des utilisateurs ;
- Gestion des examens IRM ;
- Chargement des images médicales ;
- Classification automatique par intelligence artificielle ;
- Affichage des résultats de prédiction ;
- Consultation de l'historique des examens.

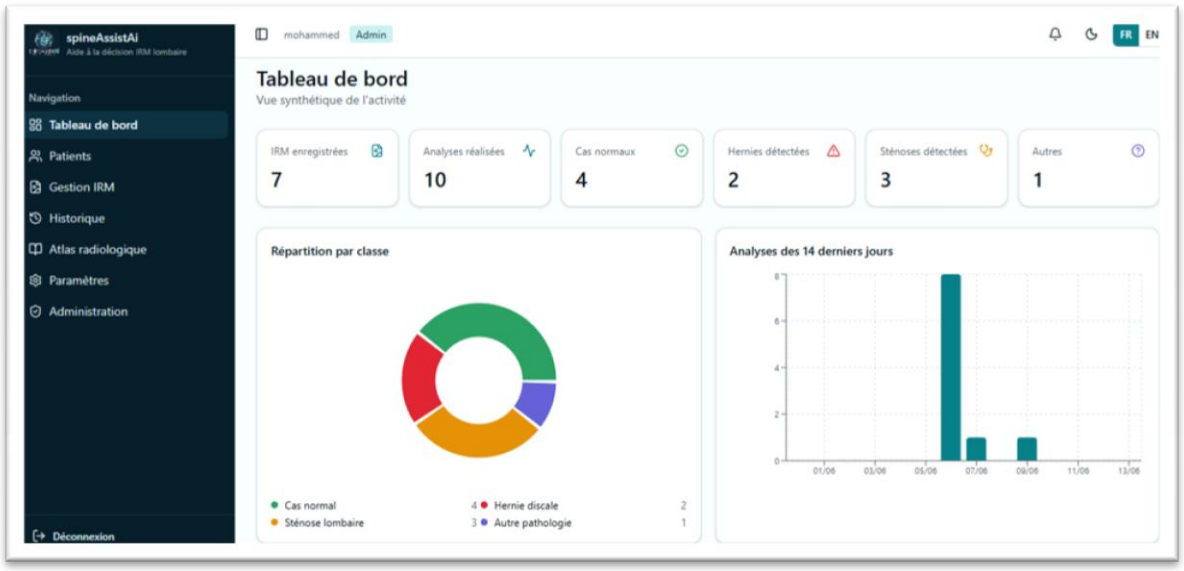


Figure III.15 *:* Vue générale de la plateforme proposée.

III.13.1 Déroulement du processus de classification

Le processus de classification automatique suit les étapes suivantes :

1. Chargement de l'image IRM ;
2. Prétraitement de l'image ;
3. Redimensionnement et normalisation ;
4. Analyse par le modèle ResNet50 ;
5. Génération de la prédiction ;
6. Affichage du résultat à l'utilisateur.

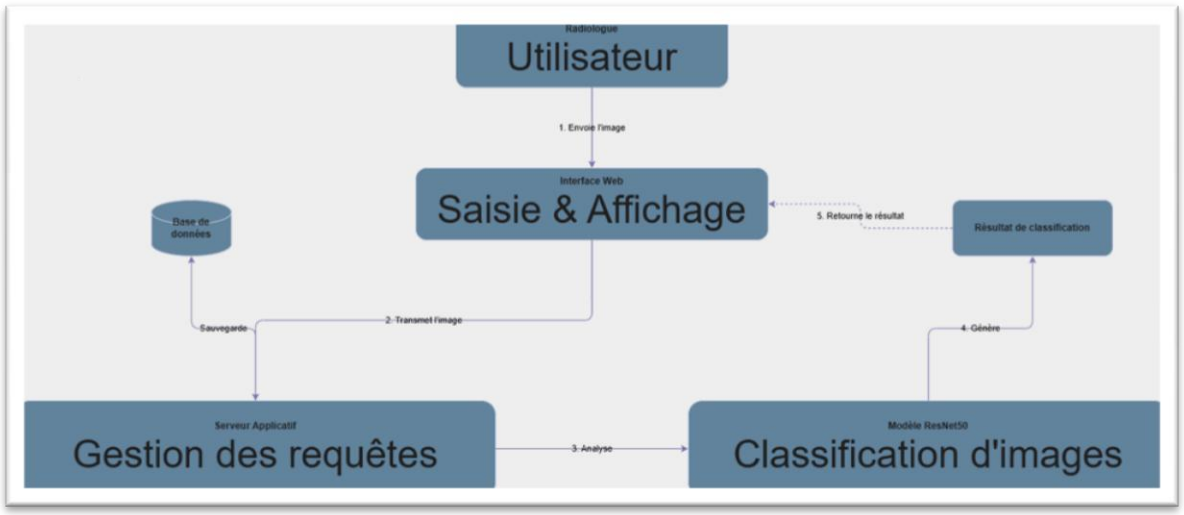


Figure III.16 *:* Pipeline de classification intégré dans la plateforme.

III.13.2 Interfaces développées

Afin de répondre aux exigences du cahier des charges, plusieurs interfaces ont été réalisées.

a) Interface d'authentification

Fonctionnalités :

- connexion sécurisée ;
- gestion des comptes utilisateurs.

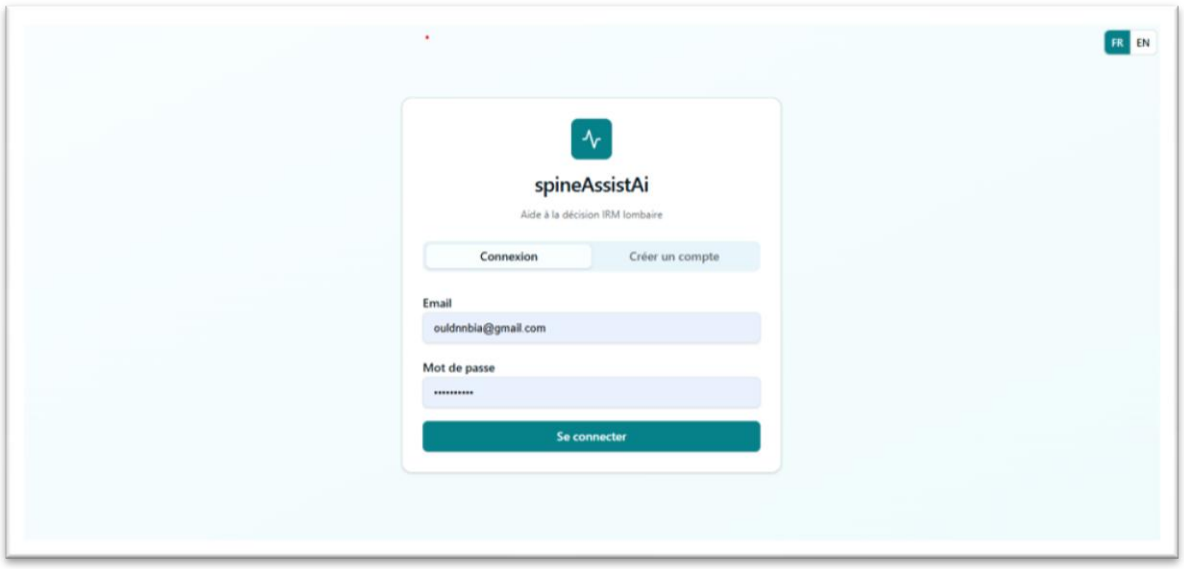


Figure III.17 : Interface d'authentification.

b) Tableau de bord principal

Fonctionnalités :

- accès aux différentes fonctionnalités ;
- consultation des statistiques ;
- navigation dans la plateforme.

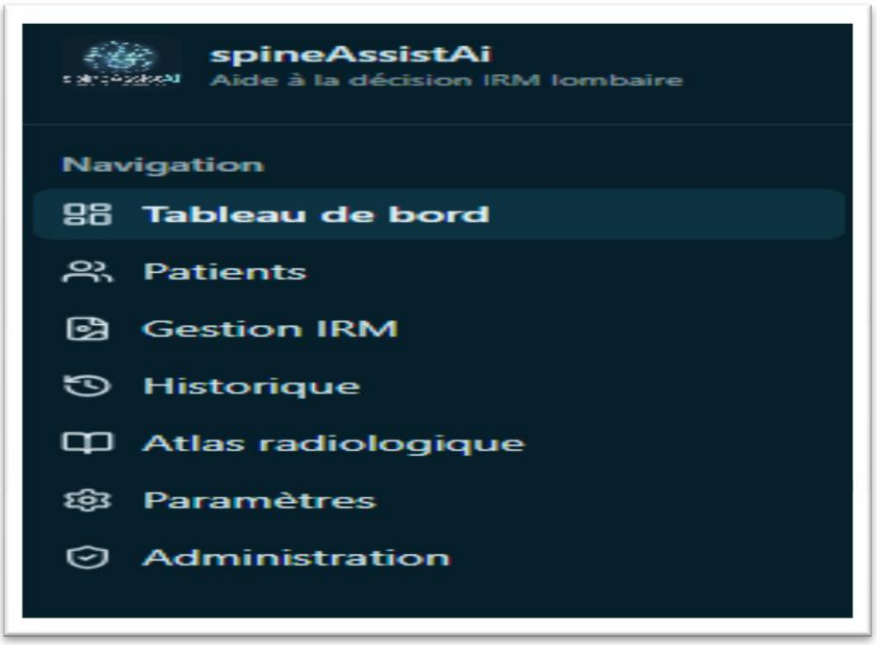


Figure III.18 : Tableau de bord principal.

c) Interface de chargement des images IRM

Fonctionnalités :

- importation des examens;
- visualisation des images;
- lancement de l'analyse.

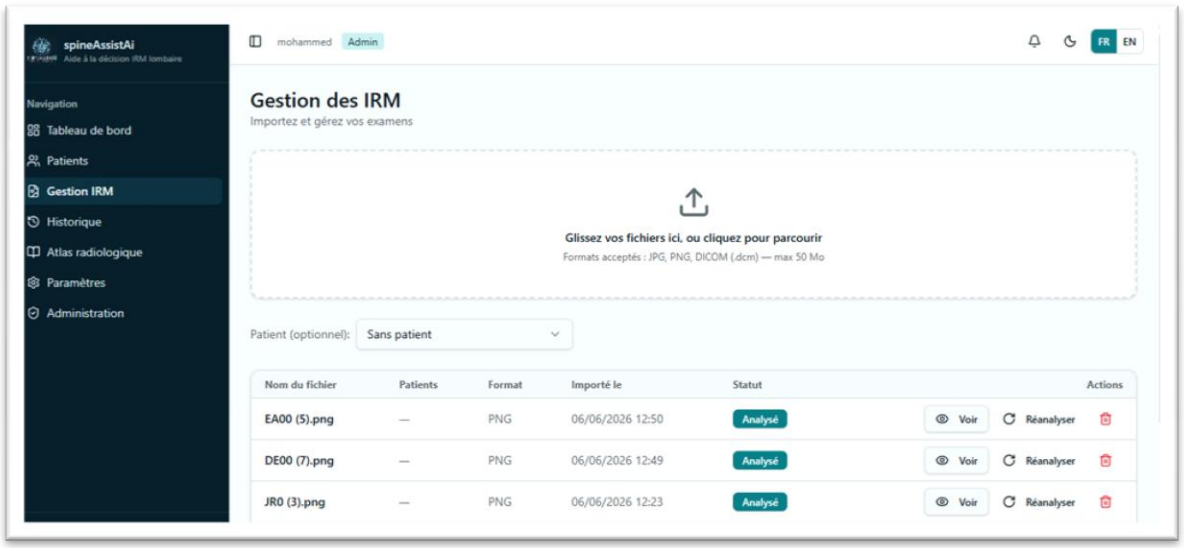


Figure III.19 *:* Interface de chargement des images IRM.

d) Interface de résultats

Fonctionnalités :

- Affichage de la classe prédite ;
- Visualisation de la probabilité associée ;
- Consultation du diagnostic proposé.

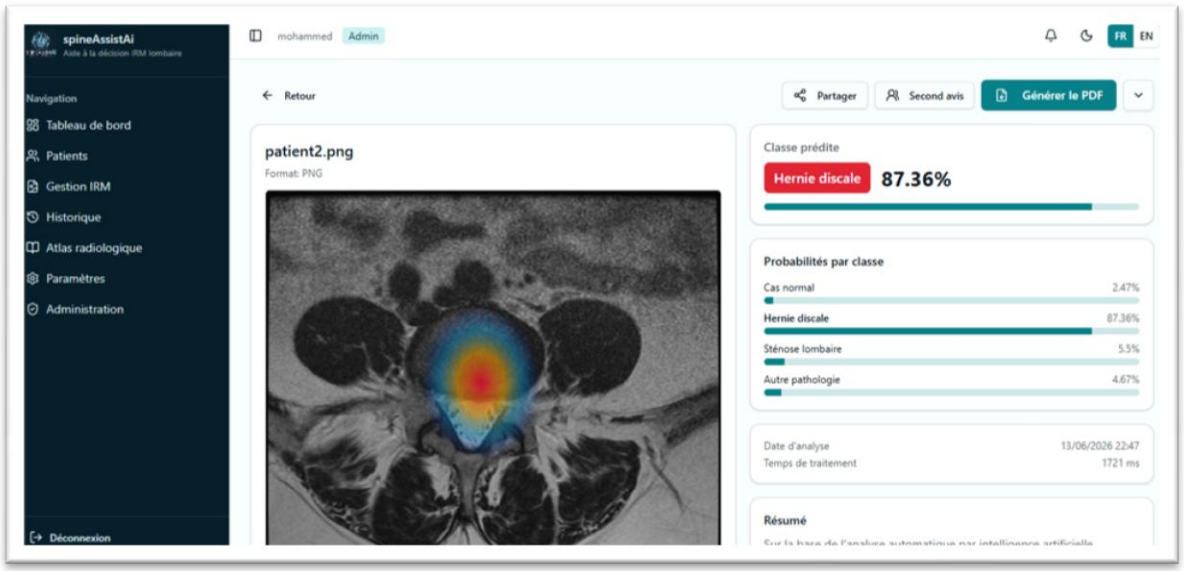


Figure III.20 : Interface des résultats de classification.

III.13.3 Exemple de résultat obtenu

Après traitement d'une image IRM, la plateforme affiche automatiquement le résultat de classification fourni par le modèle ResNet50.

Élément	**Valeur**
Modèle utilisé	ResNet50
Type d'examen	IRM lombaire
Classe prédite	Hernie discale
Probabilité	96,2 %
Temps d'inférence	0,42 s

Tableau III.11 *:* Exemple de résultat généré par la plateforme.

III.13.4 Validation du cahier des charges

Le Tableau III.12 présente la correspondance entre les exigences fonctionnelles définies dans le cahier des charges et les fonctionnalités effectivement implémentées

Exigence	**État**
Authentification utilisateur	Réalisée
Gestion des examens IRM	Réalisée
Classification automatique	Réalisée
Affichage des résultats	Réalisée
Historique des examens	Réalisée
Gestion des données médicales	Réalisée

Tableau III.12:Validation des exigences fonctionnelles du cahier des charges.

III.13.5 Apport de la plateforme

La plateforme développée apporte plusieurs avantages :

- Automatisation de la classification des examens IRM ;
- Réduction du temps d'analyse ;
- Assistance à la prise de décision médicale ;
- Centralisation des données médicales ;
- Valorisation pratique du modèle ResNet50 développé dans ce travail.

Cette intégration démontre la faisabilité de l'utilisation des techniques de Deep Learning dans un environnement médical réel et constitue une première étape vers le développement d'un système complet d'aide au diagnostic des pathologies lombaires.

III.14 Discussion générale

L’analyse des résultats expérimentaux obtenus met en évidence l’efficacité des techniques de Deep Learning pour la classification automatique des images IRM lombaires. Les trois architectures étudiées, à savoir ResNet50, EfficientNet-B3 et DenseNet121, ont démontré leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques

discriminantes pertinentes permettant de différencier les différentes catégories diagnostiques du dataset .

Les performances obtenues montrent que l'utilisation du Transfer Learning constitue une approche particulièrement adaptée dans le contexte de l'imagerie médicale. Malgré la taille relativement limitée du dataset utilisé, les modèles pré-entraînés sur ImageNet ont pu être efficacement adaptés à la classification des pathologies lombaires. Cette stratégie permet de réutiliser des connaissances acquises sur de larges bases de données tout en réduisant les besoins en données annotées spécifiques au domaine médical.

L'amélioration des performances observée au cours de cette étude est également liée aux différentes étapes de prétraitement appliquées aux données. Le redimensionnement des images, leur normalisation ainsi que leur adaptation aux exigences des architectures pré-entraînées ont contribué à améliorer la qualité de l'apprentissage. Par ailleurs, l'utilisation du Data Augmentation a permis d'augmenter artificiellement la diversité des données d'entraînement et de réduire le risque de surapprentissage. Cette approche favorise une meilleure capacité de généralisation des modèles lorsqu'ils sont confrontés à des données non vues.

Le déséquilibre observé entre les différentes classes du dataset représente toutefois un défi important. La classe A_NRML est largement majoritaire alors que les classes B_AUTRE et C_CME disposent d'un nombre plus limité d'échantillons. Afin de réduire l'impact de ce déséquilibre, des poids de classes ont été intégrés dans la fonction de perte. Cette stratégie a permis d'accorder davantage d'importance aux classes minoritaires durant l'apprentissage et d'améliorer leur taux de détection malgré leur faible représentation dans le dataset.

L'analyse détaillée des résultats montre que la classe A_NRML obtient systématiquement les meilleures performances pour l'ensemble des modèles. Cette situation peut s'expliquer par le nombre élevé d'images disponibles ainsi que par la relative homogénéité des caractéristiques anatomiques associées aux examens normaux. À l'inverse, les classes pathologiques présentent une plus grande variabilité, ce qui augmente la difficulté de classification.

La classe B_AUTRE s'est révélée plus difficile à identifier. Cette difficulté peut être attribuée à l'hétérogénéité des pathologies regroupées dans cette catégorie. Contrairement aux autres classes correspondant à des affections bien définies, cette catégorie rassemble plusieurs anomalies lombaires présentant des caractéristiques radiologiques variées, ce qui augmente les risques de confusion avec les autres classes.

De même, la classe C_CME constitue l'une des catégories les plus complexes à classifier. Les signes radiologiques associés à cette pathologie présentent souvent des similitudes avec ceux observés dans d'autres affections dégénératives du rachis lombaire. Cette proximité visuelle réduit la séparabilité des classes et complique le processus d'apprentissage automatique. Le faible nombre d'échantillons disponibles pour cette catégorie constitue également un facteur limitant les performances obtenues.

L'étude comparative des trois architectures montre que ResNet50 présente les meilleures performances globales sur l'ensemble de test avec une accuracy de 77 % et un F1-score pondéré de 77 %. Bien que DenseNet121 ait obtenu la meilleure précision sur l'ensemble de validation, ses performances ont légèrement diminué lors de l'évaluation sur les données de test. À l'inverse, ResNet50 a conservé des résultats stables entre les phases de validation et de test. En effet, l'écart entre la précision de validation (78,33 %) et la précision de test (77 %) demeure relativement faible, ce qui confirme la robustesse et la stabilité du modèle. Cette observation traduit une meilleure capacité de généralisation sur des données non utilisées durant l'apprentissage.

Cette supériorité peut être attribuée à l'utilisation des connexions résiduelles introduites dans l'architecture ResNet. Ces connexions facilitent la propagation du gradient à travers les couches profondes du réseau et améliorent l'apprentissage des caractéristiques discriminantes. De plus, l'étape de Fine-Tuning réalisée à partir de l'époque 7 a permis d'adapter progressivement les couches profondes du modèle aux spécificités des images IRM lombaires. L'amélioration observée après cette étape suggère que cette stratégie a contribué aux performances supérieures obtenues par ResNet50.

Enfin, les résultats obtenus confirment le potentiel du Deep Learning comme outil d'aide au diagnostic médical. Malgré certaines limitations liées à la taille du dataset et au déséquilibre des classes, les performances enregistrées démontrent la faisabilité d'une classification automatique fiable des images IRM lombaires. L'intégration future de

bases de données plus importantes, l'exploration d'architectures plus récentes ainsi que l'utilisation de méthodes d'interprétabilité pourraient permettre d'améliorer davantage la robustesse et la pertinence clinique des systèmes développés.

III.15 Limites de l'étude

Malgré les résultats encourageants obtenus dans cette étude, certaines limites doivent être prises en considération. La principale contrainte concerne la taille relativement réduite de la base de données utilisée, qui contient un nombre limité d'images pour certaines classes, ce qui peut influencer les performances des modèles et leur capacité de généralisation.

Par ailleurs, un déséquilibre est observé entre les différentes catégories du dataset, certaines classes étant davantage représentées que d'autres. Bien que l'utilisation des poids de classes ait permis d'atténuer cet effet, cette situation peut encore entraîner des difficultés dans la classification des classes minoritaires.

Une autre limitation réside dans la similarité visuelle entre certaines pathologies lombaires, ce qui rend leur distinction plus complexe même pour les modèles les plus performants. Cette similarité peut expliquer certaines erreurs observées dans les matrices de confusion.

Enfin, l'étude s'est limitée à l'évaluation de trois architectures de Deep Learning pré-entraînées. L'exploration d'autres modèles plus récents ou l'utilisation d'approches hybrides pourrait permettre d'obtenir des performances encore meilleures.

III.16 Perspectives

Les résultats obtenus dans ce travail ouvrent plusieurs pistes d'amélioration et d'extension du système proposé pour la classification automatique des images IRM lombaires à l'aide du Deep Learning.

En effet, bien que les performances globales des modèles soient satisfaisantes, certaines limites liées aux données, aux méthodes d'apprentissage et aux conditions expérimentales suggèrent des améliorations possibles pour renforcer la robustesse et l'applicabilité clinique du système.

Augmentation du dataset

L'une des principales perspectives concerne l'enrichissement du dataset utilisé.

Dans les applications médicales, la performance des modèles dépend fortement de la quantité et de la diversité des données disponibles. L'ajout de nouvelles images IRM provenant de différentes sources permettrait d'améliorer la capacité de généralisation du modèle et de réduire le risque de surapprentissage.

De plus, un dataset plus large permettrait de mieux représenter la variabilité anatomique et pathologique des patients, ce qui est essentiel pour des applications cliniques fiables.

Validation multicentrique

Une autre perspective importante est la validation multicentrique du modèle.

Actuellement, les données proviennent d'un seul établissement hospitalier, ce qui peut limiter la généralisation des résultats. Une validation sur des données issues de plusieurs centres permettrait d'évaluer la robustesse du modèle face aux variations liées aux équipements d'imagerie, aux protocoles d'acquisition et aux caractéristiques des populations étudiées.

Ainsi, une approche multicentrique renforcerait la crédibilité scientifique du système et sa pertinence pour une utilisation en environnement réel.

Explicabilité du modèle avec Grad-CAM

L'intégration de méthodes d'interprétabilité telles que Grad-CAM constitue une amélioration majeure.

En effet, dans le domaine médical, il est essentiel de comprendre les zones de l'image ayant influencé la décision du modèle. Grad-CAM permet de générer des cartes de chaleur mettant en évidence les régions importantes utilisées par le réseau de neurones pour la classification.

Cette approche améliore la transparence du système, facilite l'interprétation par les radiologues et augmente la confiance dans les solutions basées sur l'intelligence artificielle.

Intégration clinique du système

Enfin, une perspective essentielle consiste en l'intégration du modèle dans un environnement clinique réel.

Le système développé pourrait être intégré dans une plateforme d'aide au diagnostic destinée aux radiologues, afin d'assister l'analyse des IRM lombaires et de réduire le temps d'interprétation.

Cependant, cette intégration nécessite des étapes supplémentaires, notamment des validations cliniques, des tests en conditions réelles et une adaptation aux exigences réglementaires des systèmes médicaux.

III.17 Conclusion

Dans ce chapitre, plusieurs architectures de Deep Learning ont été évaluées pour la classification automatique des images IRM lombaires en quatre catégories distinctes. Les modèles ResNet50, DenseNet121 et EfficientNet-B3 ont été entraînés et comparés à l'aide de différentes métriques de performance, notamment l'accuracy, la précision, le rappel et le F1-score.

L'analyse des courbes d'apprentissage, des matrices de confusion ainsi que des rapports de classification a permis d'évaluer de manière détaillée les capacités de généralisation de chaque architecture et leur aptitude à distinguer correctement les différentes pathologies étudiées.

Les résultats obtenus montrent que l'ensemble des modèles testés présente des performances globalement satisfaisantes, avec des taux de précision dépassant 73 %. Cette performance confirme la pertinence de l'approche basée sur le Deep Learning pour l'analyse des images IRM lombaires.

La comparaison entre les architectures a montré que DenseNet121 a obtenu les meilleures performances sur l'ensemble de validation, tandis que ResNet50 a présenté des résultats globalement plus stables sur les différentes métriques d'évaluation.

Ainsi, ce chapitre met en évidence l'efficacité des modèles de Deep Learning pour la classification des pathologies lombaires à partir d'images IRM, tout en ouvrant la voie à des améliorations futures en termes de robustesse et de généralisation.

Sur l'ensemble de test ainsi que le meilleur score F1 pondéré, démontrant ainsi une meilleure capacité de généralisation.

Sur la base de ces résultats, ResNet50 a été retenu comme modèle final pour cette étude. Les performances obtenues confirment l'efficacité des techniques d'apprentissage profond pour l'analyse et la classification automatique des images IRM. Malgré les contraintes liées à la taille du dataset et au déséquilibre des classes, les performances obtenues restent encourageantes et démontrent la faisabilité de l'approche proposée.

BUSINESS MODEL CANEVAS

1. Proposition de valeur (Value Proposition)

a. Quels problèmes résolvons-nous pour nos clients ?

L'analyse manuelle des images IRM du rachis lombaire est une tâche complexe, longue et susceptible de variabilité inter-observateurs, ce qui peut retarder le diagnostic et augmenter le risque d'erreurs cliniques. Les radiologues font face à un volume croissant d'examens, dans un contexte de pénurie de spécialistes qualifiés, notamment dans les établissements de santé algériens de niveau secondaire et tertiaire.

b. Quels besoins de nos clients satisfont nos produits ou services ?

- Réduction du temps d'interprétation des examens IRM lombaires grâce à une classification automatique en temps quasi-réel.
- Aide à la détection précoce de pathologies lombaires (hernie discale, sténose lombaire, cas normaux et autres pathologies).
- Amélioration de la reproductibilité et de la cohérence diagnostique par standardisation algorithmique.
- Génération automatique de rapports structurés et traçables pour le suivi clinique.
- Accessibilité à un outil d'aide diagnostique dans des établissements ne disposant pas toujours d'un radiologue spécialisé.

c. En quoi notre offre est-elle différente de celle de nos concurrents ?

Contrairement aux solutions commerciales génériques de lecture d'images médicales, notre plateforme est spécifiquement entraînée et validée sur des données IRM lombaires locales anonymisées, garantissant une meilleure adéquation au contexte clinique algérien. Elle intègre plusieurs architectures de Deep Learning (ResNet50, DenseNet121, EfficientNet-B3) comparées de manière rigoureuse, et adopte le transfert d'apprentissage pour pallier la rareté des données annotées. De plus, elle est conçue sous la forme d'une plateforme web légère, interopérable avec les standards DICOM, et entièrement orientée vers l'usage en milieu hospitalier.

d. Quelles est notre proposition unique de valeur ?

Une solution web intelligente, basée sur le Deep Learning, dédiée à la classification automatisée des pathologies du rachis lombaire à partir d'images IRM, fournissant un

diagnostic assisté accompagné d'un indice de confiance, et générant des rapports cliniques structurés, le tout adapté aux contraintes du système de santé algérien.

2. Segments de clients (Customer Segment) :

a. Quels sont nos clients principaux ?

• Radiologues et médecins spécialistes exerçant dans les établissements hospitaliers publics (CHU, EPH) et cliniques privées.

• Services de radiologie et d'imagerie médicale des hôpitaux de niveau secondaire et tertiaire.

• Neurochirurgiens et orthopédistes utilisant l'imagerie lombaire pour la planification thérapeutique.

b. Quels sont les différents segments de clients que nous visons ?

• Segment primaire : Radiologues — utilisateurs directs de la plateforme pour l'analyse et la validation des résultats IA.

• Segment secondaire : Administrateurs hospitaliers — responsables de la gestion et du déploiement de la solution.

• Segment tertiaire : Chercheurs et enseignants en génie biomédical et médecine — pour des fins pédagogiques et de recherche clinique.

c. Quels sont les besoins spécifiques de chaque segment de clients ?

• Radiologues : fiabilité diagnostique, rapidité d'analyse, intégration fluide dans le flux de travail clinique, génération de rapports normalisés.

• Administrateurs : facilité de déploiement, sécurité des données patients, gestion des accès et traçabilité des analyses.

• Chercheurs : accès à des métriques de performance des modèles, reproductibilité des résultats, possibilité d'enrichissement du dataset.

d. Comment pouvons-nous catégoriser nos clients en groupes distincts ?

Nos clients se répartissent en deux grandes catégories : les utilisateurs cliniques (radiologues, médecins spécialistes), qui constituent le cœur de la cible opérationnelle, et les parties prenantes institutionnelles (directions hospitalières, chercheurs académiques), qui représentent les décideurs et les bénéficiaires indirects de la solution.

3. Relation avec les clients (Consumer Relationships) :

a. Quel type de relation chaque segment de clients attend il de nous ?

• Les radiologues attendent une interface intuitive, une assistance technique réactive et une documentation claire sur l'interprétation des résultats IA.

• Les administrateurs requièrent une communication institutionnelle formelle, des rapports d'activité et une garantie de conformité réglementaire.

• Les chercheurs souhaitent une relation collaborative, avec accès aux logs de performance et possibilité de contribution à l'amélioration du modèle.

b. Comment entretenons-nous actuellement les relations avec nos clients ?

• Formation initiale des utilisateurs à l'utilisation de la plateforme (sessions de démonstration et guides d'utilisation).

• Support technique via une interface d'assistance intégrée à la plateforme.

• Retours utilisateurs collectés à travers des questionnaires d'évaluation de satisfaction post-analyse.

• Collaboration avec les équipes médicales pour la validation clinique des résultats et l'amélioration continue du modèle.

c. Comment pouvons-nous améliorer ou personnaliser nos interactions avec nos clients ?

• Implémentation d'un tableau de bord personnalisé par profil utilisateur (radiologue, administrateur).

• Mise en place d'un système de notifications pour le suivi des analyses en cours et des rapports générés.

• Organisation de sessions de retour d'expérience périodiques avec les équipes médicales partenaires pour affiner les paramètres de classification.

4. Canaux de distribution (Channels) :

a. Par quels canaux nos clients veulent-ils être atteints ?

• Déploiement direct au sein des établissements hospitaliers partenaires (intégration réseau intranet hospitalier).

• Présentation académique lors de journées scientifiques, conférences de génie biomédical et d'imagerie médicale.

• Publication des résultats dans des revues scientifiques spécialisées pour valider la crédibilité de la solution.

b. quels canaux sont les plus efficaces pour atteindre chaque segment de clients ?

• Pour les radiologues et cliniciens : démonstrations en milieu hospitalier, recommandations de pairs et intégration directe dans les flux de travail existants (PACS, RIS).

• Pour les institutions : présentation formelle auprès des directions des établissements, validation par les comités d'éthique médicale.

• Pour les chercheurs : publications académiques, dépôts sur des plateformes de recherche ouverte, et partenariats universitaires.

c. Comment pouvons-nous intégrer différents canaux pour améliorer l'expérience clients ?

En combinant une présence institutionnelle directe (déploiement hospitalier), une visibilité académique (publications et conférences), et une assistance numérique continue (documentation en ligne, support intégré), nous assurons une couverture complète du cycle de vie client, de la découverte à l'adoption durable de la solution.

5. Partenaires clés (Key Partnerships) :

a. Qui sont nos partenaires clés ?

• Établissements hospitaliers publics (CHU Tlemcen et établissements partenaires) : fournisseurs de données IRM anonymisées et terrain d'expérimentation clinique.

• Université Abou Bekr Belkaid – Département de Génie Biomédical : cadre académique, encadrement scientifique et validation méthodologique.

• Équipes médicales de radiologie : validation clinique des résultats du modèle et annotation des données d'entraînement.

• Communautés open-source et frameworks de Deep Learning (TensorFlow / PyTorch, Hugging Face) : infrastructure algorithmique et ressources de préentraînement.

b. **Quels sont les partenariats qui nous aident à réduire les coûts, à accéder à de nouvelles ressources ou à améliorer notre proposition de valeur ?**

• Le partenariat avec les CHU permet d'accéder à un dataset local anonymisé sans coût d'acquisition, renforçant la pertinence clinique du modèle.

• L'utilisation de modèles pré-entraînés publics (ImageNet) via le transfert d'apprentissage réduit significativement les besoins en données et en capacité de calcul.

• La collaboration académique garantit la rigueur scientifique de l'approche et l'accès à des ressources de calcul universitaires.

c. Comment pouvons-nous aligner nos intérêts avec ceux de nos partenaires ?

En proposant aux établissements de santé partenaires un accès prioritaire à la plateforme et en valorisant leurs données dans des publications scientifiques (avec anonymisation et accord institutionnel), nous créons une relation de réciprocité bénéfique. Pour les partenaires académiques, la contribution au développement d'une solution innovante constitue en elle-même une valorisation de la recherche.

6. Activités clés (Key Activities) :

a. Quelles sont les actions principales que nous devons entreprendre pour livrer notre proposition de valeur ?

• Collecte, anonymisation et structuration des données IRM lombaires en conformité avec les normes DICOM et les exigences éthiques.

• Prétraitement des images (normalisation, redimensionnement, augmentation des données) pour optimiser l'apprentissage des modèles.

• Développement, entraînement et évaluation comparative des architectures de Deep Learning (ResNet50, DenseNet121, EfficientNet-B3) par transfert d'apprentissage.

• Développement de la plateforme web (backend API Python/Flask, frontend interactif) avec intégration du modèle de classification.

• Validation clinique des résultats en collaboration avec les équipes médicales partenaires.

• Génération automatique de rapports PDF structurés et gestion de l'historique des analyses.

b. Quelles sont les opérations essentielles pour notre entreprise ?

• Maintenance et mise à jour régulière du modèle de classification à partir de nouveaux cas cliniques (apprentissage continu).

• Gestion des accès et de la sécurité des données patients (authentification, chiffrement, journalisation).

• Assurance qualité des prédictions : suivi des métriques de performance (précision, rappel, F1-score, AUC) sur des données de test indépendantes.

• Support technique et formation continue des utilisateurs cliniques.

c. Quelles sont les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients ?

• La classification automatique des IRM en quatre catégories (normal, hernie discale, sténose lombaire, autres pathologies) avec affichage de l'indice de confiance — c'est le cœur de la valeur ajoutée clinique.

• La génération automatique de rapports PDF structurés, directement exploitables par le clinicien.

• Le tableau de bord analytique offrant une visualisation synthétique de l'activité diagnostique et des tendances pathologiques.

7. Ressources clés (Key resources) :

a. Quels sont nos actifs matériels, immatériels et humains essentiels ?

• Ressources humaines : équipe pluridisciplinaire associant des compétences en génie biomédical, intelligence artificielle, développement logiciel et médecine clinique.

• Ressources immatérielles : base de données IRM lombaires anonymisées localement, modèles de Deep Learning entraînés et validés, code source de la plateforme.

• Ressources matérielles : infrastructure de calcul (GPU pour l'entraînement des modèles), serveurs pour l'hébergement de la plateforme web.

• Ressources institutionnelles : encadrement académique, locaux universitaires, partenariats hospitaliers formalisés.

b. Quels sont les outils, les technologies ou les partenariats dont nous avons besoin pour réussir ?

• Frameworks de Deep Learning : TensorFlow / Keras ou PyTorch pour le développement et l'entraînement des modèles.

• Standard DICOM et bibliothèques de traitement d'images médicales (pydicom, OpenCV, PIL).

• Framework web Python (Flask ou Django) pour le backend applicatif.

• Base de données relationnelle (PostgreSQL / SQLite) pour la gestion des examens et des utilisateurs.

• Infrastructure cloud ou serveur local sécurisé pour l'hébergement de la solution.

c. Quels sont les principaux avantages concurrentiels de nos ressources ?

La disponibilité d'un dataset IRM local et contextualisé, combinée à l'expertise académique en génie biomédical et à l'application rigoureuse de méthodologies de Deep Learning, confère à notre projet une légitimité scientifique et une pertinence clinique que les solutions génériques du marché ne peuvent pas offrir dans le contexte algérien.

8. Charges et coûts (Coste sructure) :

a. Quels sont les coûts fixes et variables associés à notre modèle économique ?

• Coûts fixes : infrastructure matérielle (serveur, GPU pour l'entraînement), développement initial de la plateforme, formation des utilisateurs, frais de validation clinique.

• Coûts variables : maintenance évolutive du modèle (réentraînement sur de nouveaux cas), support technique, consommation de ressources cloud selon le volume d'analyses traitées.

b. Quels sont les coûts les plus importants pour notre entreprise ?

• Développement et validation du modèle de Deep Learning (coût humain en expertise et temps de calcul GPU).

• Développement de la plateforme web et de ses interfaces (backend, frontend, API d'intégration DICOM).

• Processus de collecte, d'anonymisation et d'annotation des données IRM (coût humain médical pour l'annotation experte).

• Infrastructure d'hébergement sécurisé et conforme aux exigences de protection des données de santé.

c. Comment pouvons-nous réduire les coûts ou améliorer l'efficacité de nos opérations ?

• Utilisation de modèles pré-entraînés publics (transfert d'apprentissage) pour réduire le besoin en données annotées et en capacité de calcul.

• Recours aux outils open-source (TensorFlow, PyTorch, Flask) pour éliminer les coûts de licences logicielles.

• Mutualisation des ressources de calcul universitaires disponibles au sein de l'établissement.

• Déploiement progressif par phases (version prototype → validation clinique → déploiement institutionnel) pour maîtriser les risques financiers.

9. Revenus (Revenue) :

a. Quels produits ou services nos clients sont-ils prêts à payer ?

• Module de classification automatique des IRM lombaires : cœur du service, directement utilisé par les radiologues pour chaque examen.

• Génération automatisée de rapports PDF structurés, intégrables dans le dossier médical du patient.

• Tableau de bord analytique pour le suivi épidémiologique et la gestion de l'activité diagnostique d'un service.

• Accès à une version académique de la plateforme pour des fins de formation et de recherche clinique.

b. Quels sont les différents moyens par lesquels nous pouvons générer des revenus ?

• Licences institutionnelles : cession de la solution aux établissements de santé publics dans le cadre de conventions avec le ministère de la Santé ou les directions de wilaya.

• Subventions de recherche et financements académiques : valorisation via des projets ANR, PRFU ou appels à projets de recherche nationaux.

• Partenariats industriels avec des fabricants d'équipements IRM ou des éditeurs de systèmes d'information hospitaliers (SIH / PACS).

• Services de consulting et de formation pour le déploiement et la maintenance de la solution dans d'autres établissements.

c. Quel est notre modèle de tarification ?

Dans le cadre de ce projet de fin d'études, la plateforme est développée sous une logique de recherche et d'innovation à impact social. La valorisation prioritaire s'effectue via la publication scientifique, le dépôt de propriété intellectuelle et le transfert technologique vers des institutions de santé publique. À terme, un modèle de licence institutionnelle ou

de partenariat public-privé pourrait être envisagé pour assurer la pérennité et la diffusion de la solution à l'échelle nationale.



Conclusion générale

L'analyse automatique des images médicales constitue aujourd'hui l'un des domaines les plus prometteurs de l'intelligence artificielle appliquée à la santé. Dans ce contexte, ce mémoire s'est intéressé à la classification automatique des pathologies du rachis lombaire à partir d'images d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), en s'appuyant sur les techniques récentes d'apprentissage profond.

Dans un premier temps, une étude bibliographique a permis de présenter les fondements médicaux relatifs aux pathologies lombaires ainsi que les principes de fonctionnement de l'IRM, qui demeure la modalité de référence pour l'exploration de cette région anatomique. Les concepts liés aux données médicales numériques, au standard DICOM, aux systèmes PACS et aux bases de données médicales ont également été étudiés afin de mieux comprendre l'environnement numérique dans lequel s'inscrit l'imagerie médicale moderne.

Par la suite, une analyse des principales approches d'intelligence artificielle appliquées à l'imagerie médicale a été réalisée. Une attention particulière a été accordée aux architectures de Deep Learning les plus utilisées dans la littérature scientifique, notamment les réseaux convolutionnels, ResNet, DenseNet et EfficientNet. L'étude de l'état de l'art a montré l'intérêt croissant de ces méthodes pour l'automatisation du diagnostic à partir des images IRM.

Sur le plan expérimental, une base de données d'IRM lombaires anonymisées a été préparée et organisée afin de permettre l'apprentissage des modèles. Plusieurs étapes de prétraitement ont été appliquées, notamment la normalisation, le redimensionnement des images et l'augmentation artificielle des données. Trois architectures pré-entraînées ont ensuite été évaluées dans un cadre de transfert d'apprentissage : ResNet50, DenseNet121 et EfficientNet-B3.

Les résultats obtenus ont permis de mettre en évidence les performances de ces architectures pour la classification des pathologies lombaires. Après comparaison des différentes approches étudiées, le modèle ResNet50 s'est révélé particulièrement adapté

au contexte de cette étude, offrant un compromis satisfaisant entre précision, robustesse et capacité de généralisation. Ces résultats confirment le potentiel des techniques de Deep Learning pour l'analyse automatique des examens IRM et leur intérêt dans le développement de systèmes d'aide à la décision médicale.

Malgré les performances obtenues, certaines limites demeurent. Elles concernent notamment la taille relativement restreinte du dataset, la disponibilité limitée des données annotées et la nécessité d'évaluer les modèles sur des bases multicentriques plus diversifiées afin de renforcer leur capacité de généralisation.

Dans la continuité de ce travail, plusieurs perspectives peuvent être envisagées. Il serait intéressant d'intégrer un plus grand volume de données provenant de différents établissements de santé, d'explorer des architectures plus récentes de Deep Learning, d'améliorer les stratégies d'interprétabilité des modèles et de développer une plateforme intelligente d'aide au diagnostic destinée à assister les radiologues dans leur pratique quotidienne.

Ainsi, ce travail constitue une contribution au développement de solutions basées sur l'intelligence artificielle pour l'analyse des images IRM lombaires et met en évidence l'intérêt croissant des technologies de Deep Learning dans l'amélioration du diagnostic médical assisté par ordinateur.

Références bibliographiques :

[1] S. Standring, Gray's Anatomy: The Anatomical Basis of Clinical Practice, 41st ed., Elsevier, 2016.
[2] W. R. Drake, A. W. Vogl, and A. W. Mitchell, Gray's Anatomy for Students, 4th ed., Elsevier, 2020.
[3] A. F. Frontera and J. Silver, Essentials of Physical Medicine and Rehabilitation, 4th ed., Elsevier, 2019.
[4] J. Ross and K. Moore, Diagnostic Imaging: Spine, 3rd ed., Elsevier, 2015.
[5] M. T. Modic and J. S. Ross, "Lumbar degenerative disk disease," Radiology, vol. 245, no. 1, pp. 43–61, 2007.
[6] J. S. Ross and K. Masaryk, "Imaging of lumbar disk herniation," Radiologic Clinics of North America, vol. 41, pp. 125–139, 2003.
[7] G. B. Andersson, "Epidemiological features of chronic low-back pain," The Lancet, vol. 354, pp. 581–585, 1999.
[8] R. A. Deyo, S. K. Mirza, and B. I. Martin, "Back pain prevalence and visit rates," Spine, vol. 31, no. 23, pp. 2724–2727, 2006.

[9] S. Wenig et al., "The costs of back pain in Germany," European Journal of Pain, vol. 13, no. 3, pp. 280–286, 2009.
[10] World Health Organization, "Low Back Pain," 2023.
[11] GBD 2019 Diseases and Injuries Collaborators, "Global burden of 369 diseases and injuries," The Lancet, 2020.
[12] J. Hartvigsen et al., "Low back pain: a call for action," The Lancet, vol. 391, no. 10137, pp. 2356–2367, 2018.
[13] GBD 2019 Diseases and Injuries Collaborators, "Global burden of low back pain from 1990 to 2019," The Lancet Rheumatology, vol. 2, no. 10, pp. e576–e585, 2020.
[14] A. Maher, M. Underwood, and R. Buchbinder, "Non-specific low back pain," The Lancet, vol. 389, no. 10070, pp. 736–747, 2017.
[15] D. U. J. Jensen et al., "Magnetic resonance imaging of the lumbar spine in people without back pain," The New England Journal of Medicine, vol. 331, no. 2, pp. 69–73.
[16] C. Westbrook, C. Kaut Roth and J. Talbot, MRI in Practice, 6th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Blackwell, 2024.
[17] D. W. McRobbie, E. A. Moore, M. J. Graves and M. R. Prince, MRI from Picture to Proton, 4th ed. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2017.
[18] J. P. Hornak, "The Basics of MRI," Rochester Institute of Technology, Rochester, NY, USA, 2023. [Online]. Available: https://www.cis.rit.edu/htbooks/mri
[19] J. S. Ross and K. N. Moore, Diagnostic Imaging: Spine, 3rd ed. Elsevier, 2015.
[20] C. Westbrook, C. Kaut Roth, and J. Talbot, MRI in Practice, 6th ed. Wiley-Blackwell, 2024.
[21] W. G. Bradley Jr., Neurology in Clinical Practice, 8th ed. Elsevier, 2022.
[22] W. E. Brant and C. A. Helms, Fundamentals of Diagnostic Radiology, 5th ed. Wolters Kluwer, 2018.
[23] C. Westbrook, C. Kaut Roth, and J. Talbot, MRI in Practice, 6th ed. Wiley-Blackwell, 2024.
[24] R. A. Lufkin, MRI of the Brain and Spine, 3rd ed. Lippincott Williams & Wilkins, 2017.
[25] W. R. Hersh, Health Informatics: Practical Guide, 7th ed. Lulu Press, 2021.
[26] Institute of Medicine, The Computer-Based Patient Record: An Essential Technology for Health Care, National Academies Press, 2011.
[27] H. K. Walker et al., Clinical Methods: The History, Physical, and Laboratory Examinations, 3rd ed. Butterworths, 1990 (référence fondatrice sur la structuration des données cliniques).
[28] NEMA, Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Standard, National Electrical Manufacturers Association, 2024.

[29] O. K. Er et al., “Medical Imaging Standards and Interoperability in Healthcare Systems,” Journal of Digital Imaging, vol. 35, no. 2, pp. 210–225, 2022.
[30] P. L. Carvalho and J. L. Silva, “DICOM Metadata and Its Role in AI-Based Medical Imaging,” Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 221, 2023.
[31] NEMA, Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Standard, National Electrical Manufacturers Association, 2024.
[32] S. Pieper, M. Halle, and R. Kikinis, “3D Slicer,” IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 23, no. 5, pp. 63–69, 2004.
[33] A. Bashyam et al., “Medical Imaging Metadata and Its Role in Machine Learning Pipelines,” Artificial Intelligence in Medicine, vol. 130, 2022.
[34] K. J. Dreyer, P. M. Schoepf, and D. A. Einstein, PACS and Imaging Informatics: Basic Principles and Applications, Springer, 2022.
[35] H. K. Huang, PACS and Imaging Informatics: Basic Principles and Applications, 2nd ed. Wiley-Blackwell, 2019.
[36] J. W. Siegel and S. C. Reiner, “Integration of PACS, RIS, and HIS in Modern Healthcare Systems,” Journal of Digital Imaging, vol. 34, no. 3, pp. 512–523, 2021.
[37] NEMA, Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Standard, National Electrical Manufacturers Association, 2024.
[38] O. Ratib and C. Rosset, “DICOM and Imaging Informatics: Fundamentals and Applications,” European Journal of Radiology, vol. 82, no. 1, pp. 12–20, 2013.
[39] M. D. Kahn et al., “The Role of Imaging Data Standards in Medical Informatics,” Journal of Digital Imaging, vol. 33, no. 2, pp. 230–240, 2020.
[40] NEMA, Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Standard, National Electrical Manufacturers Association, Rosslyn, VA, USA.
[41] H. K. Huang, PACS and Imaging Informatics: Basic Principles and Applications, 2nd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Blackwell, 2019.
[42] K. J. Dreyer, D. S. Hirschorn, J. H. Thrall, and A. Mehta, PACS: A Guide to the Digital Revolution, 3rd ed. New York, NY, USA: Springer, 2021.
[43] R. M. Rothenberg and J. Reiner, “Medical Image Data Management for Artificial Intelligence Applications,” Journal of Digital Imaging, vol. 35, no. 2, pp. 245–256, 2022.
[44] G. Litjens et al., “A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis,” Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.
[45] D. Shen, G. Wu, and H.-I. Suk, “Deep Learning in Medical Image Analysis,” Annual Review of Biomedical Engineering, vol. 19, pp. 221–248, 2017.
[46] A. Esteva et al., “A Guide to Deep Learning in Healthcare,” Nature Medicine, vol. 25, no. 1, pp. 24–29, 2019.
[47] M. D. Wilkinson et al., “The FAIR Guiding Principles for Scientific Data Management and Stewardship,” Scientific Data, vol. 3, Article 160018, 2016.
[48] G. Litjens et al., “A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis,” Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.
[49] D. Shen, G. Wu, and H.-I. Suk, “Deep Learning in Medical Image Analysis,” Annual Review of Biomedical Engineering, vol. 19, pp. 221–248, 2017.
[50] A. Esteva et al., “A Guide to Deep Learning in Healthcare,” Nature Medicine, vol. 25, no. 1, pp. 24–29, 2019.
[51] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning. New York, NY, USA: Springer, 2006.
[52] T. M. Mitchell, Machine Learning. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1997.
[53] S. K. Zhou, H. Greenspan, and D. Shen, Deep Learning for Medical Image Analysis. London, U.K.: Academic Press, 2017.
[54] G. Litjens et al., “A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis,” Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.

[55] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep Learning," Nature, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
[56] G. Litjens et al., "A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis," Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.
[57] D. Shen, G. Wu, and H.-I. Suk, "Deep Learning in Medical Image Analysis," Annual Review of Biomedical Engineering, vol. 19, pp. 221–248, 2017.
[58] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," Communications of the ACM, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017.
[59] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep Learning. MIT Press, 2016.
[60] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun,"Deep Residual Learning for Image Recognition," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770–778, 2016.
[61] M. Tan and Q. V. Le,"EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,"Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning (ICML), pp. 6105–6114, 2019.
[62] S. M. Jamaludin et al.,"Automated analysis of lumbar spine MRI using deep learning," Medical Image Analysis, 2017.
[63] H. Wang et al.,"Deep convolutional neural networks for intervertebral disc classification," IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017.
[64] J. Kim et al.,"Spine pathology classification using ResNet-based deep learning," Computers in Biology and Medicine, 2019.
[65] Y. Liu et al., "Automated lumbar spinal stenosis detection using deep residual networks," Medical Physics, 2021.
[66] Y. Zhang et al.,"DenseNet-based classification of spinal disorders in MRI," Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2022.
[67] X. Chen et al., "Deep learning for degenerative lumbar spine disease classification," IEEE Access, 2023.
[68] Y. Wang et al., "EfficientNet-based classification of lumbar MRI images," Biomedical Signal Processing and Control, 2024.
[69] H. Li et al., "Multi-class lumbar spine disease classification using EfficientNet," Journal of Digital Imaging, 2024.
[70] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2012.
[71] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun,"Deep Residual Learning for Image Recognition," CVPR, 2016.
[72] G. Huang, Z. Liu, L. van der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks," CVPR, 2017.
[73] M. Tan and Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," ICML, 2019.
[74] RSNA, RSNA Lumbar Spine Degenerative Classification Dataset, Radiological Society of North America, 2022.
[75] Mendeley Data, Lumbar Spine MRI Dataset, Elsevier, 2021.
[76] Harvard Medical School, Spine MRI Dataset Collection, 2020.
[77] MICCAI Society, Spine Imaging Challenge Dataset, 2019.
[78] A. Jamaludin et al., "Automated analysis of spinal MRI using deep learning," Medical Image Analysis, 2017.
[79] G. Litjens et al., "A survey on deep learning in medical image analysis," Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.
[80] G. Litjens et al., "A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis," Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.

[81] H. Shen, R. Wang, J. Zhang, and S. Wang, "Challenges and opportunities in medical image analysis with deep learning," IEEE Reviews in Biomedical Engineering, vol. 14, pp. 109–121, 2021.
[82] World Health Organization (WHO), Medical imaging and diagnostic radiology: standards and safety guidelines, WHO Press, 2022.
[83] M. T. Modic and J. S. Ross, "Lumbar degenerative disk disease," Radiology, vol. 245, no. 1, pp. 43–61, 2007.
[84] M. C. Jensen et al., "Magnetic resonance imaging of the lumbar spine in people without back pain," New England Journal of Medicine, vol. 331, no. 2, pp. 69–73, 1994.
[85] European Society of Radiology (ESR), ESR guidelines for musculoskeletal MRI acquisition and reporting, 2021.
[86] A. S. Lundervold and A. S. Lundervold, "An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI," Zeitschrift für Medizinische Physik, vol. 29, no. 2, pp. 102–127, 2019.
[87] K. Weiss, T. M. Khoshgoftaar, and D. Wang, "A survey of transfer learning," Journal of Big Data, vol. 3, no. 1, 2016.
[88] N. Japkowicz and S. Stephen, "The class imbalance problem: A systematic study," Intelligent Data Analysis, vol. 6, no. 5, pp. 429–449, 2002.
[89] G. Litjens et al., "A survey on deep learning in medical image analysis," Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88, 2017.