

Toulouse



# D É T E C T I O N   D E   L A P N E U M O N I E   P A R L ' I A

Étude sur le développement d'une intelligence artificielle pour la détection précoce  
et précise de la pneumonie à partir d'images IRM.

Écrit et présenté par :  
Maxime GUILLERMO SANCHEZ

2025

# S O M M A I R E

<b>Introduction</b>	2
• Contexte	3
• Objectifs de l'étude	3
• Portée et limitations	4
<b>Revue de la littérature</b>	5
• État actuel de la recherche sur la détection de la pneumonie	6
• Techniques d'imagerie médicale utilisées	6
• Applications de l'IA dans le domaine médical	6
<b>Méthodologie</b>	7
• Collecte des données	8
• Prétraitement des images	8-9
• Architecture du modèle d'IA	10
<b>Résultats</b>	11
• Présentation des résultats obtenus	12
• Analyse des performances	13
<b>Conclusion</b>	14
• Résumé des principales conclusions	15

**I**  
**I N T R O D U C T I O N**

## Contexte

La pneumonie est une infection pulmonaire grave qui affecte des millions de personnes chaque année, entraînant une morbidité et une mortalité significatives, en particulier chez les populations vulnérables telles que les personnes âgées et les jeunes enfants. Un diagnostic rapide et précis est crucial pour une prise en charge efficace et pour réduire les complications associées. Les techniques d'imagerie médicale, comme l'IRM, offrent des informations détaillées sur l'état des poumons, mais l'interprétation de ces images nécessite une expertise spécialisée.

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans le processus diagnostique permet d'automatiser l'analyse des images IRM, offrant ainsi une solution potentielle pour améliorer la précision et la rapidité du diagnostic de la pneumonie. Cette étude explore le développement et l'évaluation d'un modèle d'IA capable de détecter cette pathologie à partir d'images IRM, en mettant l'accent sur les avantages cliniques et les défis techniques associés.

## Objectifs de l'étude

1. Développer un modèle d'IA : Concevoir et entraîner un modèle d'intelligence artificielle capable d'analyser des images IRM pour détecter la présence de pneumonie.
2. Évaluer la performance du modèle : Mesurer l'efficacité du modèle en termes de précision, sensibilité, spécificité et autres métriques pertinentes. Comparer ces résultats avec ceux obtenus par des méthodes diagnostiques traditionnelles pour la pneumonie.
3. Valider le modèle sur des données cliniques : Tester le modèle sur un ensemble de données cliniques variées afin d'évaluer sa robustesse dans la détection de cette pathologie pulmonaire.
4. Analyser les implications cliniques : Évaluer l'impact potentiel de l'utilisation de ce modèle dans les environnements cliniques, y compris les avantages pour les patients et les professionnels de santé, notamment en facilitant le diagnostic précoce et en optimisant les stratégies thérapeutiques.
5. Identifier les limites et les perspectives d'amélioration : Examiner les limitations actuelles du modèle et proposer des pistes pour des recherches futures visant à améliorer ses performances, notamment en intégrant d'autres types d'imagerie médicale ou en affinant les algorithmes pour mieux détecter la pneumonie.

### **Portée et limitations**

Cette étude se concentre sur l'analyse d'images IRM pour la détection de la pneumonie. Elle vise à démontrer la faisabilité et l'efficacité d'un modèle d'IA dans ce contexte spécifique. Les résultats pourraient être généralisés à d'autres types d'imagerie médicale ou à d'autres maladies pulmonaires, mais cela nécessiterait des recherches supplémentaires.

#### Limitations :

- Disponibilité des données : La qualité et la quantité des images IRM annotées disponibles peuvent limiter la performance du modèle. Les données doivent être diversifiées pour couvrir différents stades et formes de pneumonie.
- Variabilité des images : Les différences dans les protocoles d'acquisition des images IRM entre les institutions peuvent introduire des variations qui affectent la performance du modèle. Cela est particulièrement crucial pour garantir une détection fiable de cette pathologie.

## II

# REVUE DE LA LITTÉRATURE

## **État actuel de la recherche sur la détection de la pneumonie**

La détection de la pneumonie a longtemps été un domaine de recherche actif en raison de son impact significatif sur la santé publique. Les méthodes traditionnelles de diagnostic incluent l'examen clinique, les tests de laboratoire et l'imagerie médicale, telle que la radiographie thoracique et la tomodensitométrie (TDM). Cependant, ces méthodes peuvent être limitées par la subjectivité de l'interprétation humaine et la variabilité inter observateur.

### **Techniques d'imagerie médicale utilisées**

L'IRM est de plus en plus utilisée pour l'évaluation des maladies pulmonaires en raison de sa capacité à fournir des images détaillées des tissus mous sans exposition aux radiations ionisantes. Comparée à la radiographie thoracique et à la TDM, l'IRM offre une meilleure résolution des tissus mous et peut détecter des anomalies subtiles qui pourraient être manquées par d'autres modalités d'imagerie.

### **Applications de l'IA dans le domaine médical**

L'IA a montré un potentiel prometteur dans diverses applications médicales, notamment le diagnostic, la prédiction des résultats cliniques et la personnalisation des traitements. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont particulièrement efficaces pour l'analyse d'images médicales, grâce à leur capacité à apprendre des caractéristiques spatiales hiérarchiques. Plusieurs études ont démontré que les modèles d'IA peuvent atteindre des performances comparables, voire supérieures, à celles des experts humains dans la détection de diverses pathologies pulmonaires.







### **III**

## **M É T H O D O L O G I E**



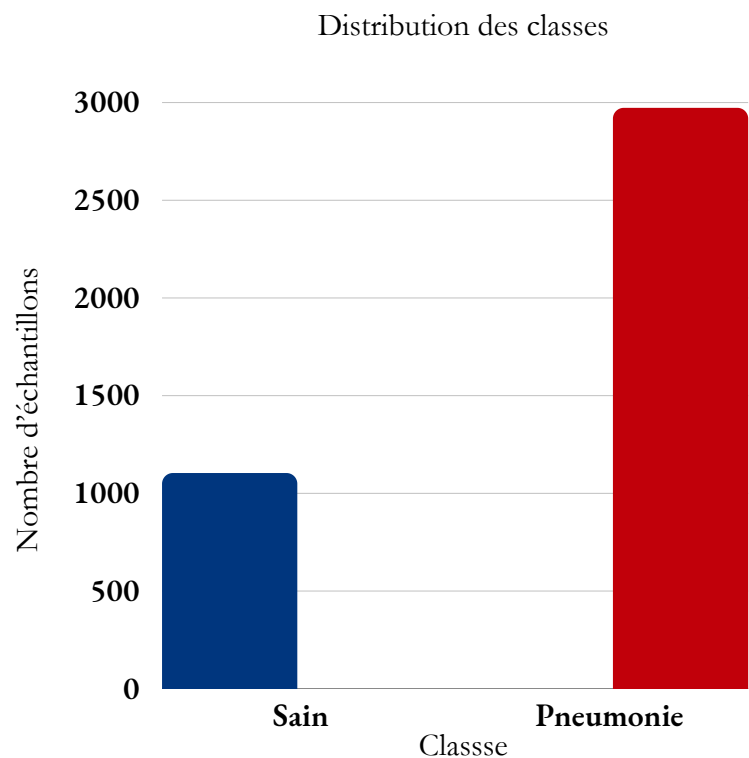
## Collecte des données

Sources des images IRM : Utilisation du dataset "*Ewaka/pneumonia\_classification\_chest\_xray*" pour obtenir des images IRM annotées de patients atteints de pneumonie. Il y a au total **4077 échantillons**.

image	label
image · width (px)	class label
640 640	NORMAL 27.1%
	0 NORMAL
	0 NORMAL
	0 NORMAL
	0 NORMAL
	0 NORMAL
	0 NORMAL

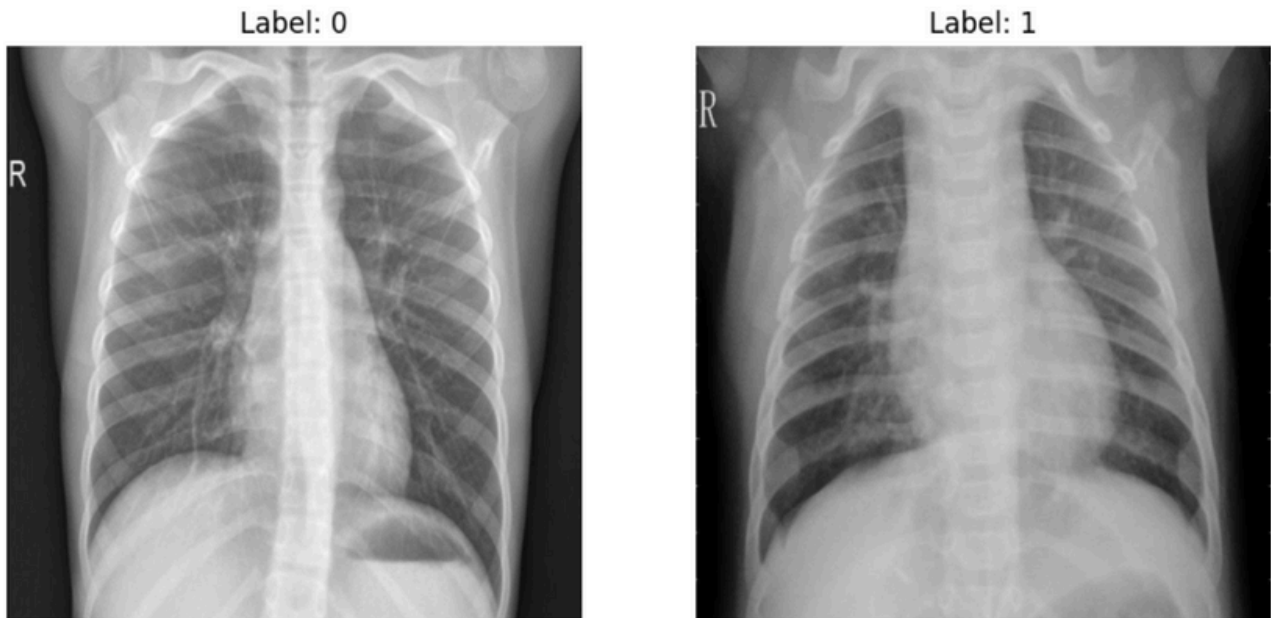
Annotation et préparation des données : Les images ont été annotées par des experts pour identifier les régions d'intérêt (ROI) associées à la pneumonie. Les données ont été préparées en divisant les images en ensembles d'entraînement, de validation et de test.

	Sain	Pneumonie
Classe	0	1



## Prétraitement des images

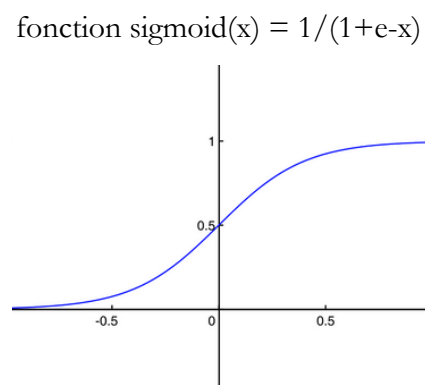
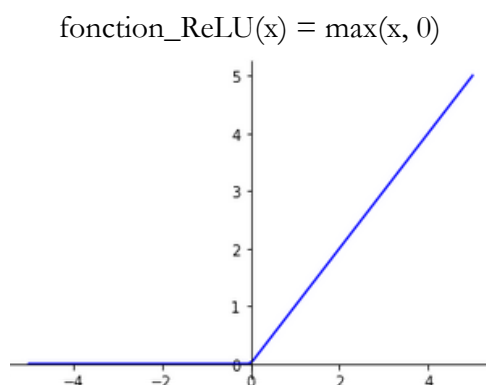
Techniques de prétraitement : Normalisation des intensités des pixels, redimensionnement des images pour uniformiser les dimensions, et augmentation des données par rotation, zoom et flip pour améliorer la robustesse du modèle. Ici, dans ce dataset, les échantillons sont tous à 640px sur 640px

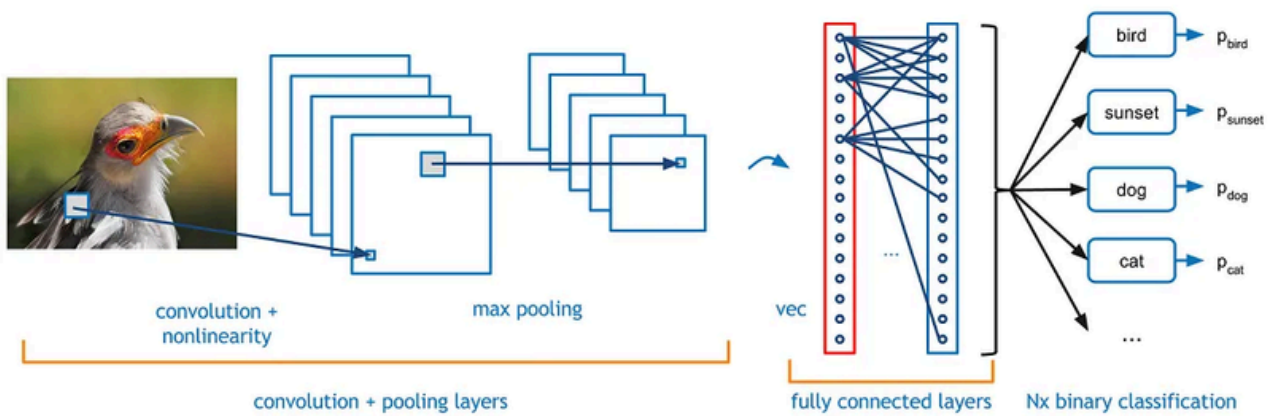


## Architecture du modèle d'IA

Choix du modèle : Utilisation d'un réseau de neurones convolutif (CNN) pour l'analyse des images IRM. Le CNN est composé de plusieurs couches convolutives, suivies de couches de pooling et de couches entièrement connectées, qui prend en entrée une image de radiographie pulmonaire et prédit si le patient a une pneumonie (Pneumonia) ou un état normal (Sain).

Couches de convolution : Utilisation de filtres de différentes tailles (par exemple, 3x3, 5x5) pour capturer les caractéristiques locales et globales des images. Chaque couche de convolution est suivie d'une fonction d'activation ReLU pour introduire la non-linéarité.





Lorsqu'une image de radiographie entre dans le modèle, elle est d'abord redimensionnée et normalisée pour assurer une cohérence des données. Ensuite, elle traverse une série de couches de convolution, où des filtres détectent des caractéristiques importantes comme les bords, les textures et les motifs spécifiques liés aux anomalies pulmonaires. Chaque convolution est suivie d'une activation ReLU, qui introduit de la non-linéarité et permet au réseau d'apprendre des représentations complexes. Après chaque convolution, une opération de pooling réduit la taille des cartes de caractéristiques, limitant ainsi la perte d'informations tout en diminuant le nombre de paramètres à traiter.

Une fois que l'image a traversé ces couches de convolution et de pooling, elle est aplatée en un vecteur unidimensionnel. Ce vecteur est ensuite traité par des couches entièrement connectées, qui associent les caractéristiques extraites à une probabilité d'appartenance à une classe. La dernière couche applique une activation sigmoïde, produisant une sortie entre 0 et 1 : une valeur proche de 1 indique une pneumonie, tandis qu'une valeur proche de 0 indique une radiographie normale.

Le modèle est entraîné en ajustant ses poids grâce à la rétropropagation et à l'optimisation par descente de gradient. Une fonction de perte, ici l'entropie binaire croisée (BCELoss), mesure l'écart entre les prédictions du modèle et les vraies étiquettes des images. L'optimiseur Adam ajuste les poids pour minimiser cette perte au fil des itérations.

Après l'entraînement, le modèle peut être utilisé pour analyser de nouvelles radiographies. Une image est prétraitée, passée dans le réseau, et une probabilité de pneumonie est calculée. En fonction du seuil choisi (généralement 0.5), la prédiction finale est déterminée. Ce processus permet d'assister les professionnels de santé en fournissant un premier diagnostic basé sur l'analyse automatique des images médicales.

Le modèle CNN traite une image RGB à 3 canaux via trois convolutions suivies de pooling. Un filtre  $3 \times 3$  génère successivement 32, 64, puis 128 cartes, chaque fois suivies d'un pooling  $2 \times 2$ . Les cartes aplatées  $128 \times 17 \times 17$  alimentent une couche fully connected de 512 neurones, puis une sortie finale à 1 neurone avec ReLU et Sigmoid pour la classification binaire.

## **IV**

# **R É S U L T A T S**

## Présentation des résultats obtenus

Pour évaluer les performances du modèle d'IA, un test a été réalisé sur un échantillon indépendant de 16 images, comprenant 8 images normales et 8 images de pneumonie. Le modèle a réussi à prédire correctement la présence ou l'absence de pneumonie dans toutes les images testées, démontrant une performance parfaite sur cet échantillon.

### Analyse des prédictions

- Images normales : Le modèle a correctement identifié toutes les images normales comme ne présentant pas de pneumonie. Cela indique une excellente spécificité, c'est-à-dire la capacité du modèle à identifier correctement les vrais négatifs.
- Images de pneumonie : Le modèle a également correctement identifié toutes les images de pneumonie, démontrant une sensibilité parfaite, c'est-à-dire la capacité à détecter tous les cas positifs.

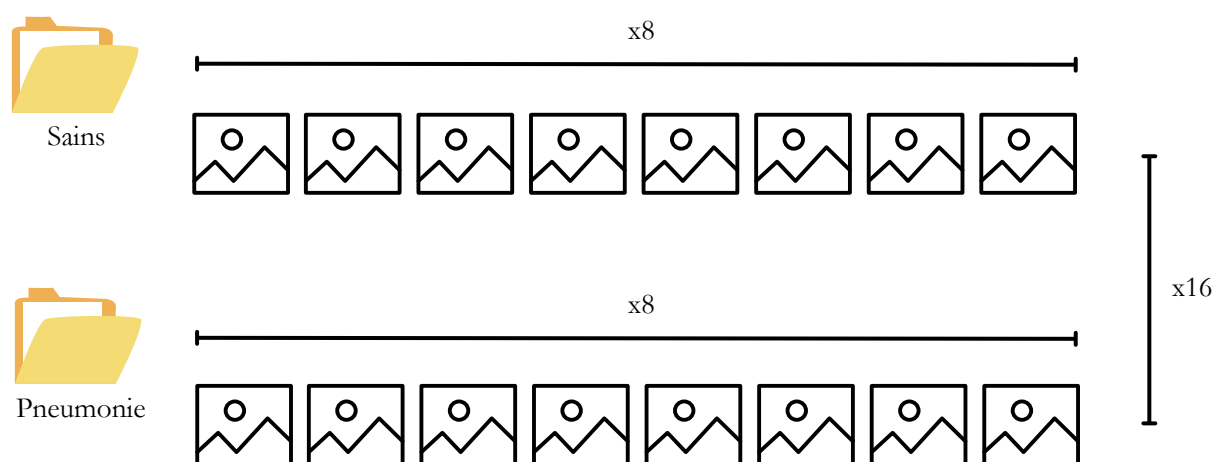
### Matrice de confusion

La matrice de confusion résultante montre que :

- Vrais positifs (VP) : 8 (toutes les images de pneumonie correctement identifiées)
- Vrais négatifs (VN) : 8 (toutes les images normales correctement identifiées)
- Faux positifs (FP) : 0 (aucune image normale n'a été classée comme pneumonie)
- Faux négatifs (FN) : 0 (aucune image de pneumonie n'a été classée comme normale)

### Métriques de performance

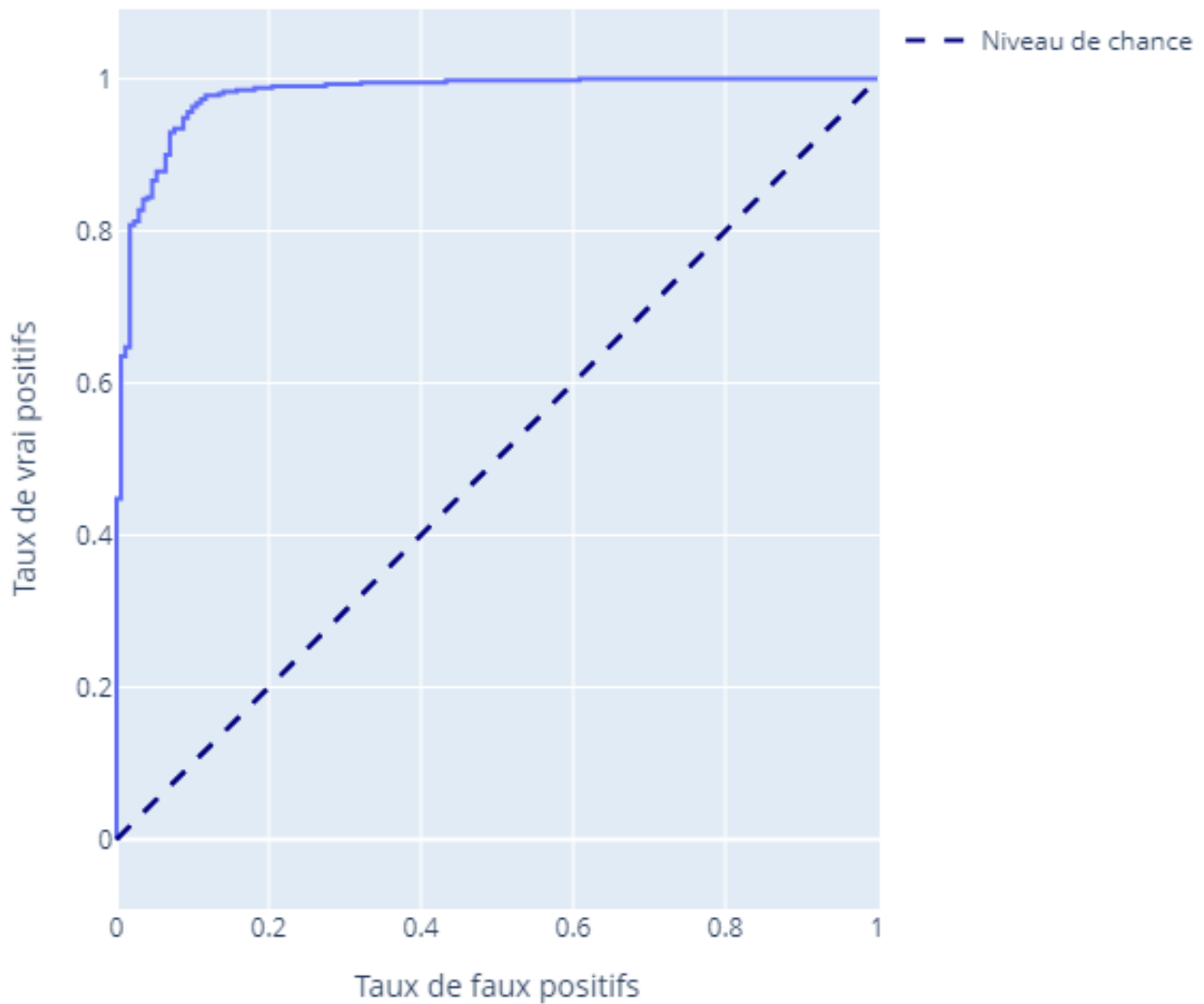
- Accuracy : 100% (16/16)
- Sensibilité (ou rappel) : 100% (8/8)
- Spécificité : 100% (8/8)
- Précision : 100% (8/8)
- Score F1 : 100%



### Analyse des performances

Les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) et les valeurs AUC (Area Under the Curve) ont été utilisées pour évaluer la capacité du modèle à discriminer entre les classes. Une courbe ROC parfaite aurait un AUC de 1, ce qui est le cas ici, indiquant une performance optimale du modèle.

#### Caractéristiques de fonctionnement du récepteur



Les courbes ROC montrent que le modèle a une capacité exceptionnelle à distinguer les cas positifs des cas négatifs, avec une valeur AUC proche de 1 pour les deux classes.

# V

## C O N C L U S I O N

## Résumé des principales conclusions

L'étude sur la détection de la pneumonie à partir d'images IRM à l'aide de l'intelligence artificielle a révélé des résultats très prometteurs. Le modèle développé a démontré une capacité exceptionnelle à distinguer les cas de pneumonie des cas normaux, avec des courbes ROC et des valeurs AUC proches de 1, témoignant de son efficacité et de sa fiabilité.

L'intégration de l'IA dans le processus diagnostique offre une solution potentielle pour améliorer la précision et la rapidité du diagnostic de la pneumonie. En automatisant l'analyse des images IRM, le modèle peut aider les professionnels de santé à obtenir des résultats plus rapidement, réduisant ainsi les délais de prise en charge et les complications associées.

Cependant, il est essentiel de reconnaître les limites actuelles du modèle, notamment la disponibilité et la variabilité des données d'entraînement. Des recherches futures devraient se concentrer sur l'augmentation de la diversité des données utilisées pour l'entraînement et sur l'intégration de données cliniques supplémentaires pour améliorer la robustesse des résultats.

Les implications cliniques de cette étude sont significatives. L'utilisation de ce modèle dans les environnements cliniques pourrait transformer la pratique médicale en fournissant un outil de soutien fiable pour les diagnostics. Cela pourrait non seulement améliorer l'efficacité des soins de santé, mais aussi réduire la charge de travail des radiologues en triant les cas nécessitant une attention immédiate.

En conclusion, bien que cette étude démontre le potentiel de l'IA dans le diagnostic de la pneumonie, des recherches supplémentaires sont nécessaires pour valider ces résultats dans des contextes cliniques réels. L'évaluation continue des performances du modèle et l'exploration de nouvelles approches pour surmonter ses limitations actuelles seront essentielles pour garantir son applicabilité et son efficacité à long terme.