

République Algérienne Démocratique et Populaire
Université Abou Bakr Belkaid – Tlemcen
Faculté des Sciences
Département d'Informatique

Mémoire de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique
Spécialité : intelligence artificielle (IA)

Thème

**Diagnostic automatique des AVC par Deep Learning
avec Validation des Experts**

Réalisé par :

- **Mahi-Tani Issam**
- **Latti Othmane**

Présenté en juin 2025 devant le jury composé de.

Mr Berrabah Sid Ahmed

(Président)

Mr Brikci-nigassa Amine

(Examineur)

Mr. Meziane Abdelfettah

(Encadrant)

Mme. Benosman Amina

(Experte i2E)

Dédicaces

À mes parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices silencieux et leur soutien indéfectible tout au long de mon parcours. Rien de tout cela n'aurait été possible sans vous.

À ma grand-mère et mon grand-père, pour leur sagesse, leurs prières constantes et leurs encouragements qui m'ont porté dans les moments de doute.

À toute ma famille, mes amis et mes collègues, merci pour votre présence, votre bienveillance et votre soutien, qui ont été des sources inestimables de motivation et de réconfort.

À mes frères Ilyes , Abdeldjallil et ma petite sœur SAFIA, pour votre affection, vos mots justes et votre présence rassurante à chaque étape de cette aventure.

Et enfin, à nos petites étoiles de la famille : Benyoub, Djanah, Meriem et Anfel dont les sourires, la spontanéité et la joie de vivre illuminent nos vies et m'inspirent à toujours aller de l'avant.

Merci à vous tous.

MAHI TANI ISSAM

Dédicaces

Je tiens à dédier ce mémoire à toutes les personnes qui ont joué un rôle, direct ou indirect, dans l'accomplissement de ce travail.

À mon père, pour sa stabilité, sa patience et son soutien discret mais constant.

À ma mère, pour sa force, ses encouragements et sa présence inébranlable à chaque étape.

À mes sœurs, pour leur confiance en moi, leur écoute et leur soutien familial indéfectible.

À mes neveux, dont la simple présence m'a apporté joie et motivation au quotidien.

À mes amis, pour leur présence, leurs conseils sincères et leur bonne humeur même dans les périodes de stress.

Et à toutes les personnes chères à mon cœur, proches ou lointaines, qui ont cru en moi ou m'ont soutenu à leur manière.

Ce travail vous revient aussi. Merci à vous tous.

LATTI OTHMANE

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant, nous rendons grâce pour nous avoir donné santé, patience, volonté et surtout raison.

Nous tenons à exprimer notre sincère gratitude à notre encadrant, Monsieur **MEZIANE Abdelfettah**, pour son accompagnement, ses précieux conseils et sa disponibilité tout au long de ce travail. Son encadrement rigoureux, ses remarques pertinentes et son soutien constant ont grandement contribué à la réalisation de ce mémoire.

Nos remerciements s'adressent également aux membres du jury :

Monsieur **BERRABAH sid Ahmed** , Président du jury, pour l'attention qu'il a portée à notre travail et ses observations enrichissantes, ainsi qu'à Monsieur **Brikci-Nigassa Amine**, examinateur, pour sa lecture attentive et ses commentaires constructifs.

Nous remercions chaleureusement l'équipe médicale de l'EPH de Remchi, en particulier Dr BOUDMIAA, médecin neurologue, et Dr HALFAOUI Samir, médecin radiologue, pour leur accueil, leur collaboration et leur contribution essentielle à la mise en œuvre de notre étude.

Résumé

Ce mémoire présente le développement d'un système intelligent de détection automatique des AVC à partir d'images de scanner cérébral (CT scan), combinant l'apprentissage profond avec une plateforme web interactive intégrant l'intervention d'experts médicaux. L'objectif principal de ce travail était de concevoir une solution complète, à la fois précise, accessible et applicable dans un contexte réel.

Au cœur du système, plusieurs modèles de réseaux de neurones convolutifs, tels que ResNet50, DenseNet121 et un modèle personnalisé, ont été entraînés sur des jeux de données publics et locaux pour classer les AVC en trois catégories : ischémiques, hémorragiques et normaux. Grâce à l'apprentissage par transfert, au prétraitement rigoureux et à une stratégie de classification précoce, le modèle personnalisé a atteint les meilleures performances avec une précision globale de 98,44 %, suivi de ResNet50 (96,60 %) et DenseNet121 (96,36 %).

Au-delà de la performance du modèle, l'innovation clé réside dans la création d'une plateforme web complète, développée avec Django, qui permet à l'utilisateur de choisir entre une analyse automatique gratuite et une analyse manuelle payante par des experts. En mode « analyse par expert », un médecin reçoit les images, valide ou corrige la prédiction, établit un diagnostic personnalisé, et peut contacter directement le patient via un système de messagerie en temps réel. Cette fonctionnalité humanise le processus et renforce la fiabilité clinique du système.

Ce projet propose ainsi une approche hybride combinant la puissance des algorithmes avec le jugement médical, dans une interface simple, efficace et monétisable, conçue pour répondre à des besoins concrets dans le domaine de la santé.

Mots-clés :

Accident vasculaire cérébral, Scanner cérébral, Apprentissage profond, Réseaux de neurones convolutifs (CNN), Apprentissage par transfert, AVC ischémique, AVC hémorragique, Prédiction automatique, Diagnostic assisté par ordinateur, Plateforme web médicale, Intelligence artificielle en santé, Télémédecine

Abstract

This Master's thesis presents the development of an intelligent system for automatic stroke detection using brain CT scan images, combining deep learning with an interactive web platform that integrates medical expert participation. The core objective was to design a practical and accurate solution that could be applied in real clinical scenarios.

At the center of the system are several convolutional neural network (CNN) models, including ResNet50, DenseNet121, and a custom CNN, all trained on both public and local datasets to classify strokes into three categories: ischemic, hemorrhagic, and normal. Thanks to transfer learning, preprocessing, and early prediction logic, the custom model achieved the best results with a global accuracy of 98.44%, outperforming ResNet50 (96.60%) and DenseNet121 (96.36%).

Beyond model performance, the key innovation lies in the creation of a fully integrated web platform built with Django. Users can choose between a free automated analysis or a paid expert review. When expert analysis is selected, a doctor receives the scans, validates or corrects the prediction, provides a diagnosis, and can even communicate directly with the patient through a built-in real-time chat. This feature adds a human layer to the process and strengthens clinical relevance.

The project thus offers a hybrid approach that brings together AI automation and expert medical insight, within a secure and usable platform designed for real-world diagnostic support.

Keywords:

Stroke Detection, Brain CT Scan, Convolutional Neural Networks (CNN), Deep Learning, Transfer Learning, Ischemic Stroke, Hemorrhagic Stroke, Medical Imaging, Intelligent System, Computer-Aided Diagnosis, Human-AI Collaboration, Real-Time Expert Review, Clinical Decision Support System, Telemedicine.

ملخص

يقدم هذا البحث تطوير نظام ذكي للكشف التلقائي عن السكتات الدماغية باستخدام صور الأشعة المقطعية للدماغ (CT scan)، ويجمع بين تقنيات التعلم العميق ومنصة ويب تفاعلية تدمج تدخل الخبراء الطبيين. كان الهدف الأساسي هو تصميم حل دقيق وعملي يمكن استخدامه في السيناريوهات السريرية الواقعية.

يعتمد النظام على عدة نماذج من الشبكات العصبية الالتفافية (CNN) مثل ResNet50 و DenseNet121 ونموذج مخصص، تم تدريبها على بيانات عامة ومحلية لتصنيف الصور إلى ثلاث فئات: سكتة إقفارية، سكتة نزفية، أو صورة طبيعية. باستخدام Transfer Learning وآليات تنبؤ مبكر، حقق النموذج المخصص أفضل أداء بدقة إجمالية بلغت 98.44%، متفوقًا على ResNet50 (96.60%) و DenseNet121 (96.36%).

لكن الميزة الأهم تكمن في تطوير منصة ويب متكاملة باستخدام Django، تتيح للمستخدم اختيار تحليل آلي مجاني أو تحليل يدوي مدفوع من قبل خبير طبي. في حال اختيار "تحليل بواسطة خبير"، يستقبل الطبيب الصور، يتحقق من صحة التنبؤ أو يصحّحه، يقدم تشخيصًا، ويمكنه التواصل مع المريض مباشرة عبر نظام دردشة مدمج يعمل بالزمن الحقيقي، مما يضيف طابعًا إنسانيًا ويزيد من موثوقية النتائج.

يجمع هذا المشروع بين قوة الذكاء الاصطناعي وحكمة الخبرة البشرية، في نظام مرن وقابل للتسويق، صُمم لدعم عمليات التشخيص الطبي بشكل عملي وفعال.

الكلمات الدالة :

السكتة الدماغية، الأشعة المقطعية للدماغ، التعلم العميق، الشبكات العصبية الالتفافية (CNN)، التعلم بالنقل (Transfer Learning)، السكتة الإقفارية، السكتة النزفية، التشخيص الطبي المدعوم بالحاسوب، المنصات الذكية، منصة Django، الذكاء الاصطناعي في الطب، تحليل الصور الطبية، التشخيص التلقائي، التعاون بين الإنسان والآلة، الطب عن بُعد.

Table des matières

• Dédicaces	
• Remerciements	
• Résumé	
• Abstract	
• ملخص	
• Liste des Figures	
• Liste des Tableaux	
• Liste des Abréviations	
• Introduction Générale	
Chapitre I : Généralités sur les AVC et la tomодensitométrie (contexte médical).....	01
I.1. Introduction	01
I.2. Définition et classification des AVC.....	01
I.3. Épidémiologie et facteurs de risque.....	03
I.4. Manifestations cliniques des AVC.....	03
I.5. La tomодensitométrie (CT scan) dans le diagnostic des AVC.....	05
I.5.1. Principes physiques et fonctionnement.....	05
I.5.2. Types d'images produites.....	06
I.5.3. Rôle dans la détection précoce des AVC ischémiques et hémorragiques.....	06
I.6. Limites du diagnostic visuel conventionnel.....	07
I.7. Conclusion.....	08
Chapitre II : Apprentissage profond	10
II.1 Introduction	11
II.2 Apprentissage automatique (Machine Learning).....	11
II.3 Apprentissage profond (Deep Learning).....	12
II.4 Réseaux de neurones artificiels (ANN)	13
II.5 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)	14
i. Les couches de CNN	14
1. Couches convolutionnelles	14
2. Couche de Pooling	14
3. Couche d'aplatissement	14
4. Couche de classification	15

ii. Paramètres des réseaux de neurones convolutifs.....	15
1. Les fonctions d'activation	15
2. Filtres	15
3. Padding.....	15
4. Optimisation	15
5. Apprentissage par transfer.....	16
II.6 Architectures du CNN	16
i. ResNet (Residual Networks)	16
ii. Inception v3	17
iii. Xception	17
iv. EfficientNet	18
II.7 Etat de l'Art.....	19
II.8 Conclusion.....	20
Chapitre III : Implémentation et résultats	21
III.1 Introduction	22
III.2 Environnement matériel.....	22
III.3 Environnement logiciel.....	23
III.4 Ensemble de données : Présentation et Caractéristiques :	26
III.5 Workflow du travail proposé et Model Architecture.....	28
III.5.1 Collection de Données :	28
III.5.1.1 Données locales (collecte manuelle) :	28
III.5.1.2 Données publiques (Kaggle - Inme Veri Seti):	29
III.5.2 Prétraitement des Données:.....	29
III.5.2.1 Nettoyage de données:	29
III.5.2.2 Augmentation des données (Data Augmentation) :	30
III.5.3 APPRENTISSAGE :.....	31
III.5.4 EVALUATION :.....	33
III.5.4.1 MÉTRIQUES UTILISÉES.....	34
III.6 Discussion des Résultats Obtenus :	35

III.7 l'Application Web	41
III.7.1 Architecture du système.....	41
III.7.2 Maquettes du système.....	42
III.8 Conclusion.....	45
Conclusion générale	47
Business Model Canvas	48
Références bibliographiques	60

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Accidents vasculaires cérébraux ischémiques ainsi que les régions affectées	02
Figure 1.2 : Accidents vasculaires cérébraux hémorragiques ainsi que les régions affectées	02
Figure 1.3 : Appareil de scanner	05
Figure 1.4 : Scanner cérébral d'un AVC ischémique	07
Figure 1.5 : Scanner cérébral d'un AVC hémorragique	07
Figure 2.1 : Apprentissage profond, une partie de l'apprentissage automatique et de l'IA	12
Figure 2.2 : Structure générale d'un neurone formel	13
Figure 2.3 : Architecture des réseaux de neurones convolutifs	14
Figure 2.4 : Architecture ResNet	16
Figure 2.5 : Architecture Inception v3	17
Figure 2.6 : Architecture EfficientNet.....	18
Figure 3.1 : Exemple d'images scanner par classe	27
Figure 3.2 : Workflow du travail proposé	28
Figure 3.3 : Distribution des données	29
Figure 3.4 : Les méthodes d'augmentation des données	30
Figure 3.5 : Ensemble de données final	31
Figure 3.6 : Exemple d'une matrice de confusion	36
Figure 3.7 : Courbes du processus d'entraînement du CNN pour le modèle ResNet50	37
Figure 3.8 : Matrice de Confusion - ResNet50 Transfer Learning	37
Figure 3.9 : Courbes du processus d'entraînement du CNN pour le modèle DenseNet121.....	38
Figure 3.10 : Matrice de Confusion - DenseNet121 Transfer Learning	38
Figure 3.11 : Courbes du processus d'entraînement du CNN pour le modèle proposé	39
Figure 3.12 : Matrice de Confusion - Modèle proposé	39
Figure 3.13 : Graphique en barres Comparaison des Métriques par Modèle CNN.....	40
Figure 3.14 : Architecture du système RADVISION	41
Figure 3.15 : Système RADVISION Page d'Accueil	42
Figure 3.16 : Capture d'écran Tableau de bord patient (RADVISION)	43
Figure 3.17 : Capture D'écran Page des détails du scan.....	43
Figure 3.18 : Capture D'écran Interface de chat	44
Figure 3.19 : Capture d'écran Page d'évaluation des experts	44
Figure 3.20 : Page de paiement	44
Figure 3.21 : Tableau de bord expert	67
Figure 3.22 : Capture d'écran Page de diagnostic de scan	67

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Travaux notables de Diagnostic des accidents vasculaires cérébraux	20
Tableau 3.1 : Architecture du modèle ResNet50 Transfer Learning	32
Tableau 3.2 : Architecture du modèle DenseNet121 Transfer Learning	33
Tableau 3.3 : Architecture du modèle CNN proposé	34
Tableau 3.4 : Résumé des résultats des métriques des trois modèles CNN	40
Tableau 3.4 : Tableau comparatif des performances des modèles	40

LISTE DES ABRÉVIATIONS

- **AVC** : Accident Vasculaire Cérébral
- **TDM** : Tomodensitométrie (CT Scan)
- **OMS** : Organisation Mondiale de la Santé
- **CNN** : Réseaux de Neurones Convolutifs (Convolutional Neural Networks)
- **ANN** : Réseaux de Neurones Artificiels (Artificial Neural Networks)
- **ML**: Machine Learning
- **ASPECTS** : Alberta Stroke Program Early CT Score
- **ReLU** : Rectified Linear Unit
- **SGD** : Descente de Gradient Stochastique (Stochastic Gradient Descent)
- **Adam** : Adaptive Moment Estimation
- **RMSprop** : Root Mean Square Propagation
- **DICOM** : Digital Imaging and Communications in Medicine
- **IA** : Intelligence Artificielle
- **MTV** : Model-Template-View
- **ORM** : Object-Relational Mapping
- **ASGI** : Asynchronous Server Gateway Interface
- **ResNet**: Residual Network
- **VC**: Very deep Convolutional layer
- **TN** : Vrai Négatif
- **FP** : Faux Positif
- **FN** : Faux Négatif

INTRODUCTION GENERALE



Les accidents vasculaires cérébraux sont une cause majeure de morbidité et de mortalité à l'échelle mondiale, représentant la troisième cause de décès et la première cause de handicap, selon l'OMS. Avec environ 15 millions de cas annuels, dont 5 millions de décès et 5 millions de handicaps permanents,[1] les AVC imposent un fardeau sanitaire et économique considérable. Les AVC ischémiques, causés par un blocage vasculaire, et hémorragiques, résultant d'une rupture de vaisseau, nécessitent une intervention rapide pour limiter les dommages cérébraux irréversibles. La tomodensitométrie (TDM) est l'outil de diagnostic de première intention, permettant de différencier les types d'AVC et de guider les décisions thérapeutiques. Cependant, l'interprétation des images TDM repose sur l'expertise des radiologues, et la détection des hypodensités ischémiques, souvent subtiles, peut être entravée par la qualité variable des images et la pression temporelle dans les contextes d'urgence.

Problématique

Le diagnostic des AVC est une course contre la montre, car chaque minute sans traitement aggrave les lésions cérébrales, équivalant à un vieillissement cérébral de 3,6 ans par heure pour les AVC ischémiques. La fenêtre thérapeutique, limitée à 4,5 heures pour des traitements comme la thrombolyse, exige une identification rapide et précise des lésions. Cependant, les méthodes actuelles d'analyse manuelle des images TDM présentent plusieurs limitations : la variabilité inter-observateur, le temps nécessaire à l'interprétation, la pénurie de radiologues spécialisés dans certaines régions, et les défis liés à la qualité des images, tels que les artefacts ou le faible contraste des lésions ischémiques. Ces contraintes soulignent le besoin urgent de systèmes automatisés capables de fournir une identification rapide, automatique et guidée des lésions cérébrales, tout en réduisant la charge de travail des radiologues et en améliorant la fiabilité des résultats diagnostiques.

Contribution

Ce travail propose une approche novatrice pour le diagnostic automatique des AVC à travers l'utilisation de l'apprentissage profond, avec une validation rigoureuse par des experts cliniques. Les contributions principales sont structurées comme suit :

Constitution d'une base de données robuste : Collecte manuelle de données locales provenant de centres hospitaliers, complétée par l'intégration de données publiques existantes, afin de constituer une base de données représentative et diversifiée pour l'entraînement et la validation des modèles. Ces données sont annotées avec précision par des neurologues et radiologues spécialisés, garantissant une couverture adéquate des variations cliniques et des conditions d'imagerie.

Développement d'un système de diagnostic automatique : Conception d'un système basé sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour la détection automatique des lésions ischémiques

sur des images TDM. Le système intègre des étapes de prétraitement avancées pour rehausser le contraste des hypodensités, une détection automatisée de la ligne médiane cérébrale pour analyser la symétrie hémisphérique, et un algorithme de bout en bout pour segmenter les régions d'intérêt et calculer le score ASPECTS, facilitant ainsi la prise de décision thérapeutique.

Validation par des experts : Mise en place d'un protocole de validation croisée impliquant des radiologues et neurologues expérimentés. Ce processus évalue la performance du système en termes de précision, sensibilité et spécificité, garantissant que les résultats sont fiables et applicables dans un contexte clinique réel.

Ces contributions s'inscrivent dans une démarche interdisciplinaire combinant l'intelligence artificielle et l'expertise médicale. Le système proposé, nommé RADVISION, vise à réduire les délais diagnostiques tout en améliorant la précision, offrant ainsi une assistance guidée aux professionnels de santé pour optimiser la prise en charge des patients. Cette approche représente une avancée significative dans le domaine, en répondant aux limitations des méthodes manuelles et en intégrant une validation clinique rigoureuse, comme recommandé dans les travaux récents sur l'application de l'apprentissage profond au diagnostic des AVC

Plan du mémoire

Le mémoire est organisé en trois chapitres pour couvrir de manière exhaustive le sujet :

- **Chapitre 1 : Généralités sur les accidents vasculaires cérébraux et la tomодensitométrie** explore les aspects cliniques des AVC, incluant leur épidémiologie, leurs manifestations, et le rôle central de la TDM dans le diagnostic. Ce chapitre pose les bases pour comprendre les défis cliniques auxquels le système proposé répond.
- **Chapitre 2 : Apprentissage profond** présente les fondements théoriques de l'apprentissage profond, Apprentissage automatique, les réseaux de neurones convolutifs appliqués à l'imagerie médicale, une revue des travaux connexes, et la conception détaillée du système RADVISION.
- **Chapitre 3 : Validation et résultats** détaille la méthodologie expérimentale, incluant la collecte et le prétraitement des données, le protocole de validation croisée avec des experts, et une analyse approfondie des résultats pour évaluer la performance modèles, et la réalisation de système RADVISION .

Chapitre I :

Généralités sur les accidents vasculaires cérébraux et la tomодensitométrie (contexte médical)

I.1. Introduction

Les accidents vasculaires cérébraux constituent une urgence médicale majeure et un enjeu de santé publique considérable, étant la deuxième cause de mortalité dans le monde et la première cause d'incapacité chez les adultes [1]. Chaque année, environ 15 millions de personnes sont touchées par un AVC, dont 5 millions décèdent et 5 millions restent handicapés à vie . Le diagnostic précoce et précis des AVC est crucial pour initier les traitements appropriés dans les délais les plus brefs, car chaque minute compte pour limiter les dommages cérébraux irréversibles.[2]

Parmi les outils diagnostiques disponibles, la tomographie par densitométrie (TDM), également connue sous le nom de scanographie ou CT scan, joue un rôle central dans l'évaluation initiale des patients suspects d'AVC. La TDM permet non seulement de confirmer la présence d'un AVC, mais aussi de le classer comme ischémique ou hémorragique, ce qui est essentiel pour guider les décisions thérapeutiques. Ce chapitre offre une vue d'ensemble des accidents vasculaires cérébraux et de la tomographie par densitométrie, en posant le contexte médical et technique du diagnostic. Il définit les AVC, en présente l'épidémiologie et les manifestations cliniques, puis expose les principes et usages de la TDM ainsi que ses limites actuelles. Cette introduction générale prépare ainsi le terrain pour aborder l'automatisation du diagnostic par Deep Learning, qui sera développée par la suite.

I.2. Définition et classification des AVC

Un accident vasculaire cérébral, communément appelé « attaque cérébrale », est une urgence médicale survenant lorsque l'apport sanguin vers une partie du cerveau est interrompu ou diminué, ce qui empêche les cellules cérébrales d'obtenir l'oxygène et les nutriments dont elles ont besoin. Sans oxygène, les cellules cérébrales commencent à mourir en quelques minutes, ce qui peut entraîner des dommages cérébraux permanents ou la mort (American Stroke Association, 2024).

Les AVC peuvent être classés en deux types principaux en fonction de leur cause:

AVC ischémique : C'est le type le plus courant, représentant environ 87 % de tous les AVC. Il est causé par un blocage des vaisseaux sanguins qui alimentent le cerveau, généralement dû à un caillot de sang (thrombus) ou à un morceau de plaque (émbolus) qui se déplace vers le cerveau. [3] Les AVC ischémiques se divisent en:

AVC thrombotique : Survient lorsqu'un caillot se forme dans une artère qui alimente le cerveau.
AVC embolique : Survient lorsqu'un caillot ou un morceau de plaque se forme ailleurs dans le corps et voyage jusqu'au cerveau, où il bloque un vaisseau sanguin.

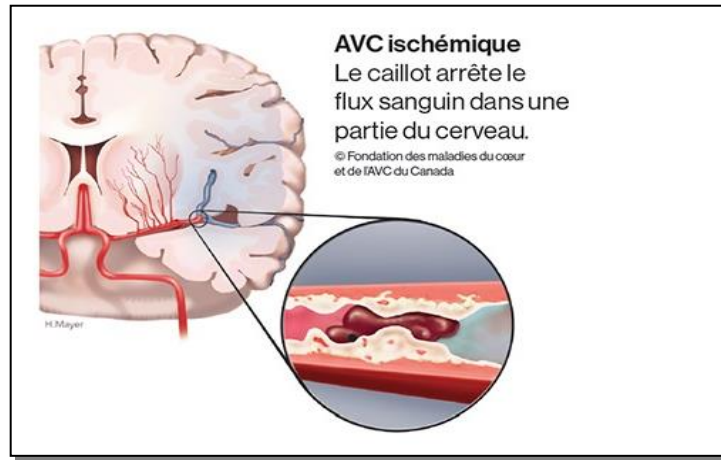


Figure 1. 1 : Accidents vasculaires cérébral ischémique ainsi que les régions affectées[4]

AVC hémorragique : Représente environ 13 % de tous les AVC. Il est causé par une hémorragie dans le cerveau, souvent due à la rupture d'un vaisseau sanguin. Les AVC hémorragiques peuvent être causés par:

Anévrisme : Un affaiblissement d'une paroi artérielle qui peut éclater et saigner dans l'espace entourant le cerveau (hémorragie sous-arachnoïdienne) ou dans le cerveau lui-même (hémorragie intracrânienne).

Malformation artérioveineuse (MAV) : Une malformation des vaisseaux sanguins dans le cerveau qui peut provoquer une hémorragie.[5]

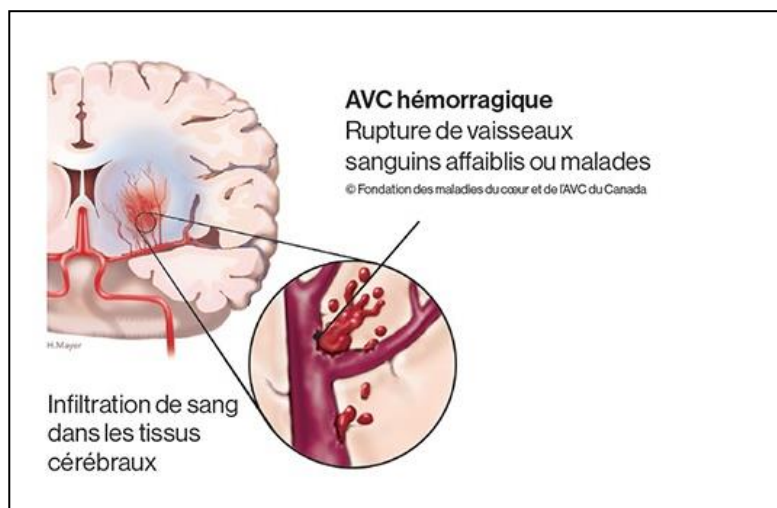


Figure 1. 2 : Accidents vasculaires cérébral hémorragique ainsi que les régions affectées[4]

La classification des AVC est cruciale car le traitement et la prise en charge dépendent du type d'AVC. Par exemple, les AVC ischémiques peuvent être traités avec des thrombolytiques pour dissoudre les caillots, tandis que les AVC hémorragiques nécessitent des interventions pour contrôler la saignée et réduire la pression intracrânienne.

I.3. Épidémiologie et facteurs de risque

L'épidémiologie des accidents vasculaires cérébraux révèle l'ampleur de ce problème de santé publique. Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), les AVC sont la deuxième cause de mortalité dans le monde, avec environ 5,5 millions de décès par an, et la première cause d'incapacité chez les adultes. Chaque année, plus de 12 millions de personnes dans le monde subissent leur premier AVC, et près de 6,5 millions en meurent. De plus, plus de 100 millions de personnes ont déjà vécu un AVC, ce qui souligne le fardeau important que cette maladie impose aux systèmes de santé et aux sociétés.[2]

Parmi les facteurs de risque les plus importants pour les AVC, l'hypertension artérielle occupe une place centrale. Elle est le facteur de risque le plus important à la fois dans les pays développés et en développement. D'autres facteurs de risque incluent le tabagisme, le diabète, les taux élevés de cholestérol, l'obésité, l'inactivité physique, la fibrillation atriale, un antécédent personnel d'AVC, des antécédents familiaux d'AVC, l'âge, le sexe (les hommes ont un risque plus élevé, mais les femmes sont plus susceptibles de mourir d'un AVC), et l'appartenance à certains groupes ethniques, tels que les Afro-Américains, qui ont un risque plus élevé.[6]

La compréhension de ces facteurs de risque est cruciale pour la prévention des AVC. En contrôlant ces facteurs, il est possible de réduire significativement le risque de survenue d'un AVC. Par exemple, le contrôle de l'hypertension artérielle, l'arrêt du tabagisme, et l'adoption d'un mode de vie sain avec une alimentation équilibrée et une activité physique régulière peuvent grandement diminuer le risque.

I.4. Manifestations cliniques des AVC

Les accidents vasculaires cérébraux se manifestent par une variété de symptômes qui surviennent souvent de manière soudaine et inattendue. Reconnaître ces signes rapidement est crucial pour obtenir un traitement d'urgence, ce qui peut limiter les dommages cérébraux et améliorer les chances de rétablissement.

Chaque AVC présente un tableau clinique variable selon la localisation et l'étendue des lésions :

Signes moteurs : hémiparésie ou hémiparésie, réflexe de Babinski, syndrome pyramidal.

Troubles neuro-sensoriels : agnosie, troubles de la sensibilité thermo-algésique.

Troubles du langage : aphasie de Broca, Wernicke, ou conduction, selon l'hémisphère dominant.

Troubles visuels : hémianopsie homonyme, synergies oculo-motrices anormales.

Symptômes généraux : céphalées brutales (hémorragie), altération de la conscience, troubles de l'équilibre (atteinte du tronc cérébral ou du cervelet).

D'autres symptômes peuvent également indiquer un AVC:

- Soudaine confusion, trouble de la parole ou difficulté à comprendre la parole.
- Soudaine perte de vision dans un ou les deux yeux.
- Soudaine difficulté à marcher, vertiges, perte d'équilibre ou manque de coordination.
- Soudaine céphalée intense sans cause apparente.

Ces symptômes peuvent varier en fonction de la partie du cerveau affectée par l'AVC. Il est important de noter que les symptômes d'un AVC peuvent être subtils et ne pas toujours être évidents, surtout dans les cas où l'AVC est léger ou à ses débuts.

Si vous suspectez un AVC ou une AIT, il est impératif d'agir rapidement. Chaque minute compte, car un traitement précoce peut sauver des vies et réduire les séquelles.

I.5. La tomodensitométrie dans le diagnostic des AVC

I.5.1. Principes physiques et fonctionnement



Figure 1. 3 : Appareil de scanner[7]

La tomodensitométrie (TDM), ou scanographie, est une technique d'imagerie médicale qui utilise des rayons X pour produire des images en coupe transversale du corps. Contrairement aux radiographies conventionnelles qui produisent des images en deux dimensions, la TDM fournit des images tridimensionnelles détaillées des structures internes du corps.[8]

Le principe de base de la TDM repose sur l'utilisation d'un tube à rayons X rotatif et d'un ensemble de détecteurs placés autour du patient. Le tube à rayons X émet un faisceau de rayons X qui traverse le corps du patient sous différents angles. Les détecteurs mesurent l'intensité des rayons X qui passent à travers le corps, ce qui permet de calculer l'atténuation des rayons X par les différents tissus. L'atténuation est plus élevée pour les tissus denses comme les os et plus faible pour les tissus moins denses comme les tissus mous ou l'air.

Ces mesures d'atténuation sont ensuite transmises à un ordinateur qui utilise des algorithmes de reconstruction pour créer des images en coupe transversale du corps.

Chaque image représente une tranche fine du corps, et en combinant plusieurs tranches, on peut obtenir une représentation tridimensionnelle des structures internes.

La TDM est particulièrement utile pour visualiser les os, les vaisseaux sanguins et les tissus mous, ce qui la rend essentielle dans le diagnostic des accidents vasculaires cérébraux, où il est crucial de distinguer entre les AVC ischémiques et hémorragiques.

1.5.2. Types d'images produites

La tomodensitométrie produit principalement des images en coupe transversale (axiales) du corps, qui sont perpendiculaires à l'axe longitudinal du corps. Ces images permettent de visualiser les structures internes couche par couche, offrant une vue détaillée des organes, des os et des tissus mous.

En plus des images axiales, il est possible de reconstruire des images dans d'autres plans, tels que coronales, sagittales .

De plus, avec les avancées technologiques, il est possible de créer des reconstructions tridimensionnelles (3D) à partir des images en coupe. Ces reconstructions 3D permettent une visualisation plus intuitive des structures anatomiques complexes, ce qui est particulièrement utile pour la planification chirurgicale ou pour expliquer les résultats aux patients.

Dans le contexte du diagnostic des AVC, les images TDM sont cruciales pour identifier la présence d'un caillot sanguin (dans les cas ischémiques) ou d'une hémorragie (dans les cas hémorragiques). Les images peuvent également montrer d'autres anomalies, telles que des tumeurs ou des fractures, qui pourraient être liées aux symptômes du patient.[9]

1.5.3. Rôle dans la détection précoce des AVC

La tomodensitométrie joue un rôle central dans le diagnostic précoce des accidents vasculaires cérébraux, tant pour les AVC ischémiques que hémorragiques.

Pour les **AVC ischémiques** : Les scanners TDM peuvent détecter des signes précoces tels que l'hypodensité des tissus cérébraux, indiquant un infarctus, ou la présence d'artères hyperdenses, suggérant la présence d'un caillot sanguin (par exemple, dans les angiographies TDM). Ces signes sont cruciaux pour confirmer le diagnostic et pour décider des traitements appropriés, tels que la thrombolyse intraveineuse ou la thrombectomie mécanique, qui doivent être administrés dans un délai très court pour être efficaces.

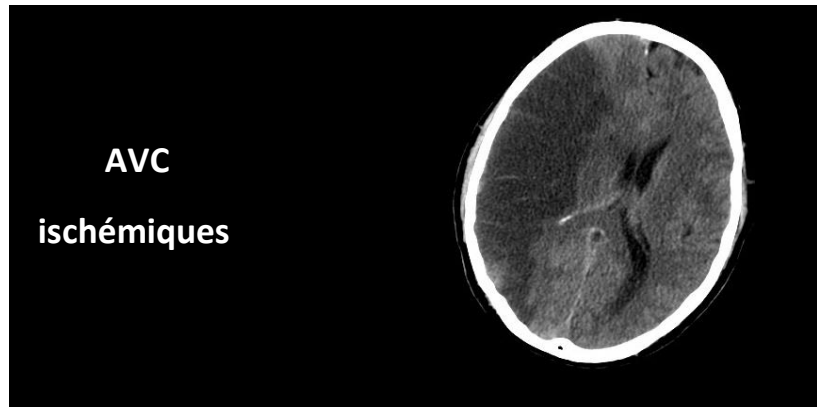


Figure 1. 4 : Scanner cérébrale d'un AVC ischémique

Pour les **AVC hémorragiques** : Les scanners TDM sont extrêmement sensibles pour détecter la présence de sang dans le cerveau, qui apparaît comme des zones hyperdenses sur les images sans contraste. Cette détection rapide est essentielle car les AVC hémorragiques nécessitent une prise en charge différente des AVC ischémiques, souvent impliquant des interventions chirurgicales pour contrôler la saignée et réduire la pression intracrânienne.



Figure 1. 5 : Scanner cérébrale d'un AVC hémorragique

Donc, la TDM est un outil diagnostique indispensable dans le cadre des urgences cérébrovasculaires, permettant une identification rapide et précise du type d'AVC, ce qui est crucial pour orienter les décisions thérapeutiques et améliorer les résultats des patients.

I.6. Limites du diagnostic visuel conventionnel

Malgré son importance dans le diagnostic des AVC, la tomodensitométrie présente certaines limites dans le diagnostic visuel conventionnel:

- Détection tardive des AVC ischémiques : Les changements ischémiques précoces peuvent ne pas être visibles sur les scanners TDM dans les premières heures suivant l'AVC, ce qui peut retarder le diagnostic et le traitement.
- Variabilité inter-observateur : L'interprétation des images TDM peut varier d'un spécialiste à l'autre, surtout pour les signes subtils ou les lésions petites.
- Exposition aux rayonnements ionisants : Les scanners TDM utilisent des rayons X, ce qui expose le patient à des rayonnements ionisants, un facteur à considérer, particulièrement si plusieurs scans sont nécessaires.
- Sensibilité limitée pour les petites lésions : Les scanners TDM peuvent manquer de détecter des infarctus ischémiques petits ou des lésions lacunaires, surtout dans des régions comme la fosse postérieure ou le tronc cérébral.
- Moins détaillé que l'IRM : Bien que rapide et largement disponible, la TDM n'offre pas le même niveau de détail que l'imagerie par résonance magnétique (IRM), en particulier avec les séquences pondérées en diffusion qui sont supérieures pour détecter les changements ischémiques aigus.
- Problèmes liés au contraste : L'utilisation d'agents de contraste dans les techniques de perfusion TDM ou d'angiotomodensitométrie peut entraîner des réactions allergiques ou une néphropathie induite par le contraste.

Ces limitations soulignent le besoin de développer des outils automatisés et assistés par l'intelligence artificielle pour améliorer la précision et la rapidité du diagnostic des AVC à partir des images TDM.

I.7. Conclusion

Ce chapitre a fourni un aperçu complet des accidents vasculaires cérébraux et du rôle crucial de la tomodensitométrie (TDM) dans leur diagnostic. Nous avons défini les AVC comme des urgences médicales résultant d'une interruption du flux sanguin vers le cerveau, classés en AVC ischémiques et hémorragiques. L'épidémiologie des AVC souligne leur impact mondial significatif, avec des millions de cas et de décès chaque année, et une augmentation prévue due au vieillissement de la population. Les facteurs de risque, tels que l'hypertension, le tabagisme et le diabète, sont essentiels à contrôler pour prévenir les AVC.

Les manifestations cliniques des AVC sont variées mais souvent reconnaissables grâce aux campagnes comme FAST, qui aident à identifier les signes d'alerte tels que la faiblesse faciale, la faiblesse du bras, les troubles de la parole et la nécessité d'agir rapidement. La TDM est un outil diagnostique essentiel, utilisant des rayons X pour produire des images en coupe transversale du cerveau, permettant de distinguer entre les AVC ischémiques et

hémorragiques. Cependant, elle présente des limitations, notamment dans la détection précoce des AVC ischémiques et la variabilité dans l'interprétation des images.

Ces limitations mettent en lumière le besoin de solutions innovantes, telles que l'utilisation de l'apprentissage profond pour assister les cliniciens dans l'analyse des images TDM, ce qui sera exploré dans les chapitres suivants. En particulier, le chapitre suivant se concentrera sur l'architecture des réseaux de neurones et leur application dans l'analyse des images médicales, y compris les travaux connexes et les défis spécifiques à l'imagerie TDM pour le diagnostic des AVC.

Chapitre II :

Apprentissage profond

II.1. Introduction

L'apprentissage profond, une branche de l'intelligence artificielle, a révolutionné de nombreux domaines, notamment dans le domaine médical. En particulier, son application à l'imagerie médicale a permis de développer des outils de diagnostic automatique qui peuvent analyser des images telles que les scanners CT, les IRM ou les images histopathologiques avec une précision remarquable. Ce chapitre vise à explorer les fondements de l'apprentissage profond, en se concentrant sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN), qui sont particulièrement adaptés aux tâches de classification d'images. Dans ce chapitre, nous aborderons d'abord les concepts de base de l'apprentissage automatique, puis nous nous plongerons dans les détails de l'apprentissage profond et des réseaux de neurones artificiels. Nous accorderons une attention particulière aux réseaux de neurones convolutifs, en détaillant leurs différentes couches et les paramètres clés qui influencent leur performance. Enfin, nous examinerons quelques architectures de CNN populaires et leurs applications dans le domaine médical.

II.2 Apprentissage automatique (Machine Learning)

L'apprentissage automatique, ou machine learning, est un domaine de l'intelligence artificielle qui permet aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et d'améliorer leur performance sans être explicitement programmés pour chaque tâche. Il existe plusieurs types d'apprentissage automatique :

- **Apprentissage supervisé** : Les algorithmes sont entraînés sur des données étiquetées, où chaque exemple est associé à une sortie connue. L'objectif est de prédire la sortie pour de nouvelles données.
- **Apprentissage non supervisé** : Les algorithmes apprennent à partir de données non étiquetées, en cherchant des structures ou des patterns dans les données.
- **Apprentissage par renforcement** : Les algorithmes apprennent en interagissant avec un environnement, en recevant des récompenses ou des peines pour leurs actions.

L'apprentissage profond est une branche de l'apprentissage automatique qui utilise des réseaux de neurones avec de multiples couches pour modéliser des données complexes.[10]

II.3 Apprentissage profond (Deep Learning)

L'apprentissage profond est une sous-branche de l'apprentissage automatique qui se concentre sur les réseaux de neurones artificiels avec de nombreuses couches. Ces réseaux sont capables d'apprendre des représentations hiérarchiques des données, ce qui les rend particulièrement efficaces pour des tâches complexes telles que la reconnaissance d'images, la traduction automatique ou la détection de maladies à partir d'images médicales.

Contrairement aux méthodes traditionnelles d'apprentissage automatique, qui nécessitent souvent une ingénierie de caractéristiques manuelle, l'apprentissage profond peut automatiquement apprendre des caractéristiques pertinentes à partir des données brutes, ce qui le rend très puissant pour traiter des données non structurées comme les images ou les textes.[11]

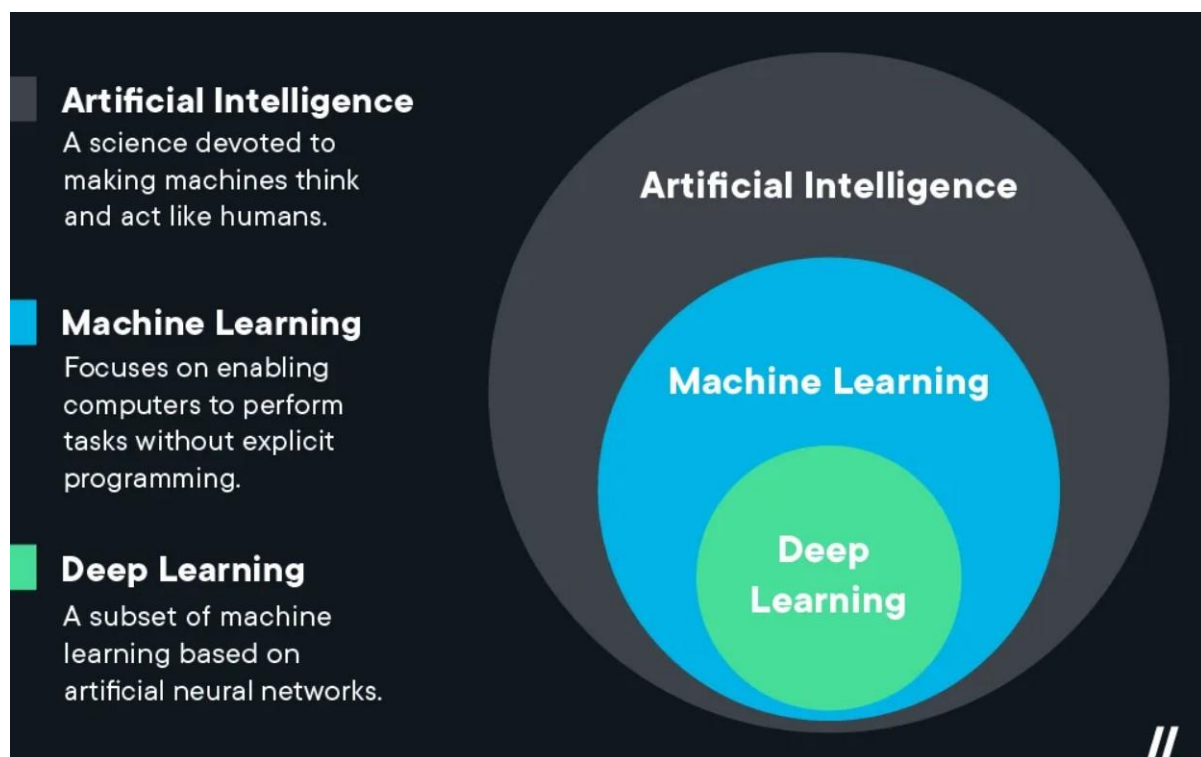


Figure 2. 1 :Apprentissage Profond une partie de l'apprentissage automatique et de l'IA[12]

II.4 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

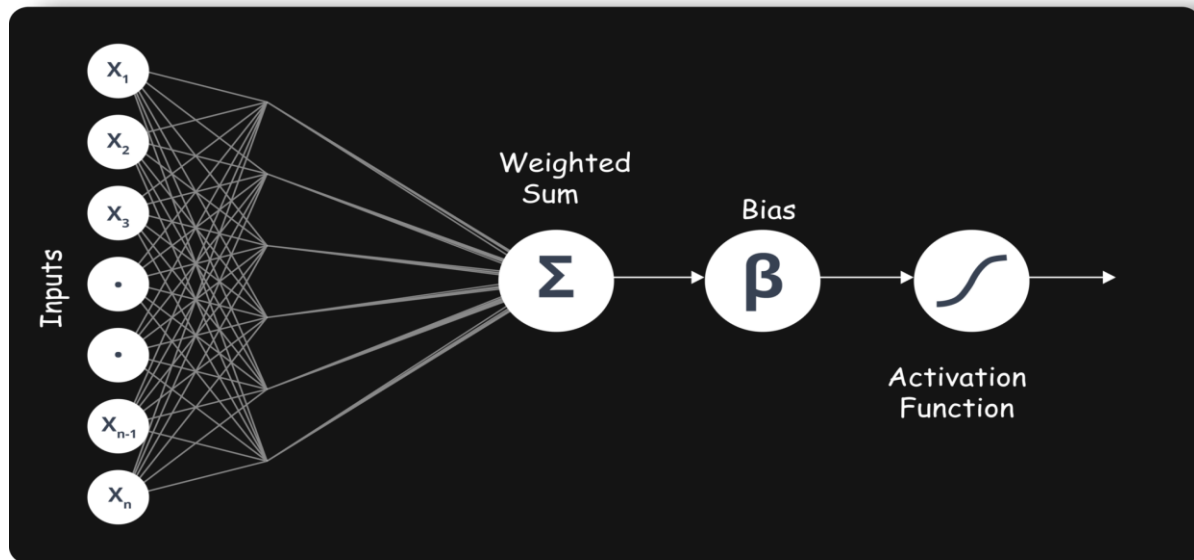


Figure 2. 2 : Structure générale d'un neurone formel[13]

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont un type spécialisé de réseaux de neurones artificiels particulièrement adaptés au traitement d'images. Ils sont conçus pour Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des modèles inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont composés de couches de neurones interconnectés, où chaque neurone traite les entrées qu'il reçoit en appliquant une fonction d'activation.

Une architecture de base d'un ANN comprend :

- Couche d'entrée : Où les données sont introduites.
- Couches cachées : Où les transformations des données ont lieu.
- Couche de sortie : Où le résultat final est produit.

Chaque connexion entre les neurones a un poids associé, qui est ajusté lors de l'entraînement pour minimiser l'erreur entre les prédictions et les valeurs réelles. Ce processus d'entraînement est typiquement réalisé par la méthode de rétropropagation (backpropagation), combinée avec des algorithmes d'optimisation tels que la descente de gradient.[14]

II.5 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

II.5.1 Les couches de CNN

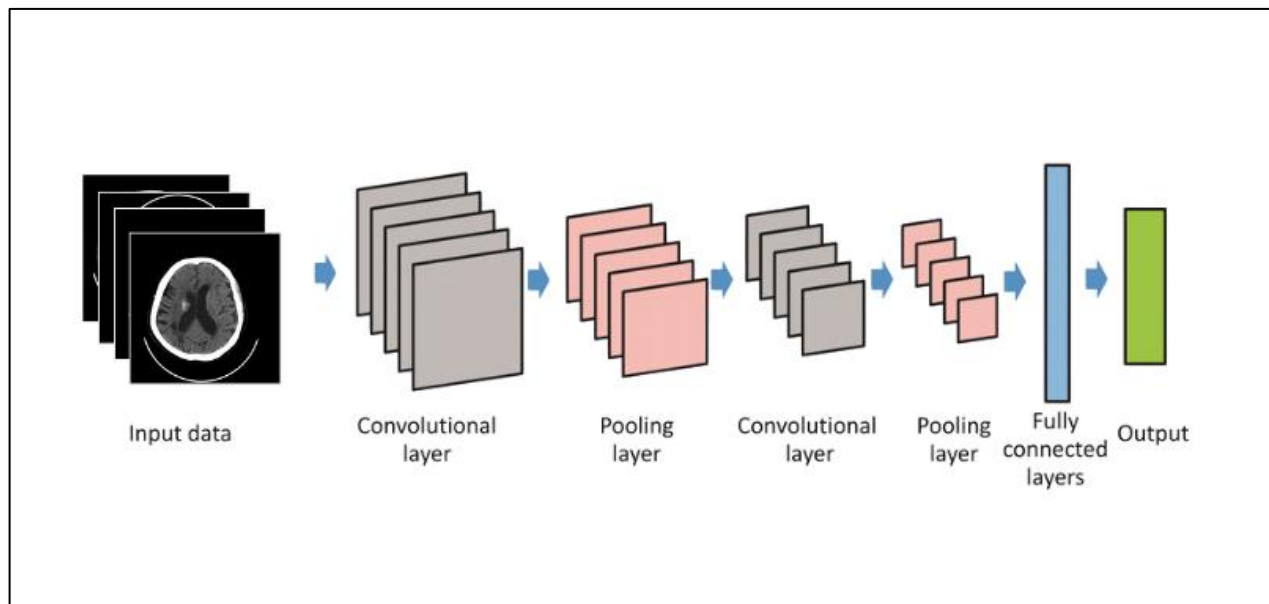


Figure 2.3 : Architecture des réseaux de neurones convolutifs[15]

1) Couches convolutionnelles

Les couches convolutionnelles appliquent des filtres (ou noyaux) à l'image d'entrée pour extraire des caractéristiques telles que les bords, les textures ou les motifs. Chaque filtre produit une carte de caractéristiques (feature map) qui met en évidence la présence de ces caractéristiques à différents endroits de l'image.

2) Couche de Pooling

La couche de pooling, souvent une couche de max-pooling, réduit les dimensions spatiales des cartes de caractéristiques en sélectionnant le maximum dans des régions définies. Cela aide à réduire le nombre de paramètres et à rendre le réseau plus robuste aux petites translations des caractéristiques.

3) Couche d'aplatissement

La couche d'aplatissement (flatten) transforme les cartes de caractéristiques multidimensionnelles en un vecteur unidimensionnel, qui peut ensuite être alimenté dans des couches denses pour la classification.

4) Couche de classification

La couche de classification est typiquement une couche dense (fully connected) suivie d'une fonction d'activation telle que softmax pour la classification multi-classes, ou sigmoid pour la classification binaire.[16]

II.5.2 Paramètres des réseaux de neurones convolutifs

1) Les fonctions d'activation

Les fonctions d'activation introduisent la non-linéarité dans le réseau, permettant au modèle d'apprendre des relations complexes. Les fonctions couramment utilisées incluent :

- ReLU (Rectified Linear Unit) :
- Sigmoid
- Tanh (Tangente hyperbolique)
- Softmax : Utilisée pour la classification multi-classes

2) Filtres

Les filtres dans les couches convolutionnelles sont des matrices qui sont appliquées à l'image pour extraire des caractéristiques spécifiques. Le nombre et la taille des filtres sont des hyperparamètres importants qui influencent la capacité du réseau à détecter différents patterns.

3) Padding

Le padding est une technique utilisée pour gérer les bords des images en ajoutant des zéros ou d'autres valeurs autour de l'image d'entrée. Cela permet de contrôler la taille de la sortie des couches convolutionnelles et de préserver les informations aux bords.

4) Optimisation

L'optimisation est le processus d'ajustement des poids du réseau pour minimiser la fonction de perte. Des algorithmes courants incluent :

- Descente de gradient stochastique (SGD)
- Adam (Adaptive Moment Estimation)
- RMSprop

5) Apprentissage par transfert

L'apprentissage par transfert consiste à utiliser un modèle pré-entraîné sur un grand ensemble de données (comme ImageNet) et à l'adapter à une nouvelle tâche avec moins de données. Cela est particulièrement utile dans les domaines où les données sont limitées, comme dans certains contextes médicaux.

II.6 Architectures du CNN

Il existe de nombreuses architectures de CNN, chacune avec ses propres caractéristiques et performances. Parmi les plus populaires, on peut citer :

— **ResNet (Residual Networks)** : ResNet a introduit le concept de connexions résiduelles (skip connections). L'idée fondamentale est de permettre au réseau d'apprendre une fonction résiduelle par rapport à l'entrée de la couche, plutôt que d'apprendre directement la fonction de mappage souhaitée. En termes simples, une connexion résiduelle "saute" une ou plusieurs couches et ajoute l'entrée de cette couche à la sortie d'une couche supérieure. Cette technique permet de construire des réseaux beaucoup plus profonds sans souffrir du problème de la disparition du gradient, qui rendait l'entraînement des réseaux très profonds inefficace.[17]

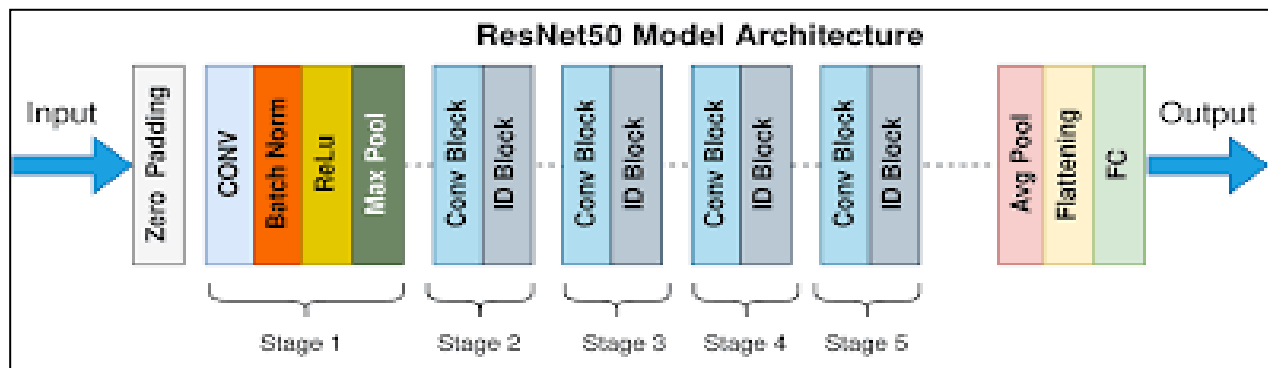


Figure 2.4 : Architecture ResNet[18]

— **Inception v3** : L'architecture Inception 3, se concentre sur l'efficacité de calcul. Son élément central est le module Inception. Au lieu de choisir une seule taille de noyau de convolution (par exemple, 3x3 ou 5x5) pour une couche donnée, le module Inception exécute plusieurs opérations de convolution de tailles différentes (1x1, 3x3, 5x5) et de pooling en parallèle. Les résultats de ces opérations sont ensuite concaténés. Cela permet au réseau de capturer des caractéristiques à différentes échelles simultanément. Inception-v3 a également introduit des factorisations de convolutions pour réduire le nombre de paramètres et améliorer la vitesse.[19]

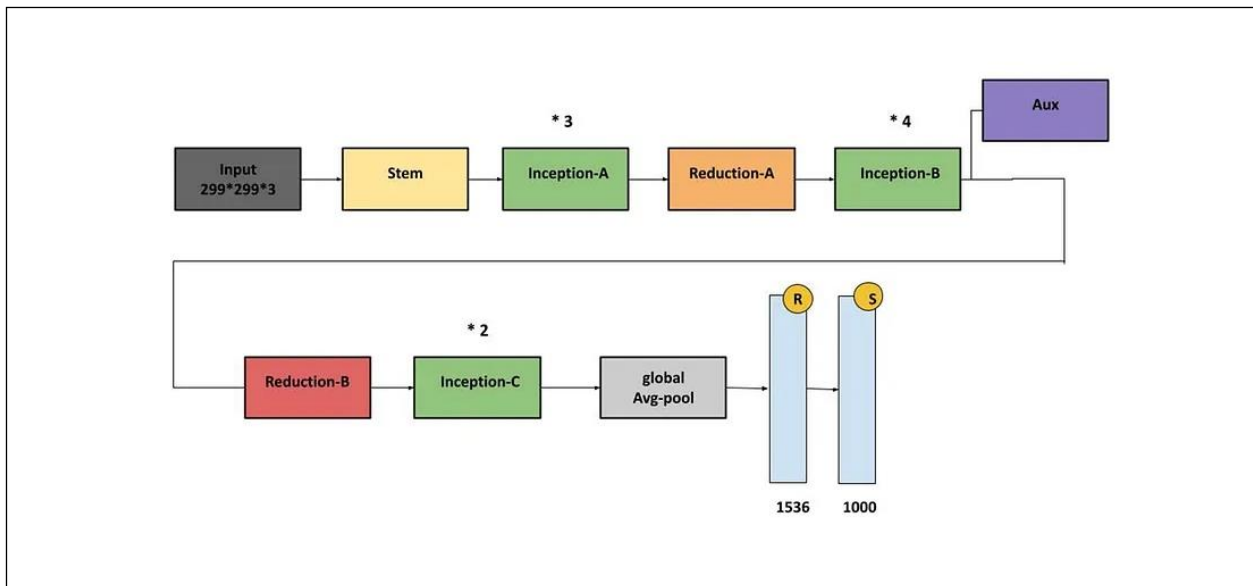


Figure 2.5 : Architecture Inception v3[20]

— **Xception** : Elle est basée sur l'hypothèse que les corrélations spatiales et les corrélations entre les canaux peuvent être découplées et traitées séparément. Xception utilise des convolutions séparables en profondeur (depthwise separable convolutions). Celles-ci se déroulent en deux étapes : d'abord, une convolution est appliquée indépendamment à chaque canal d'entrée (partie "depthwise"), suivie d'une convolution ponctuelle (1x1) pour combiner les sorties (partie "pointwise"). Cette approche est beaucoup plus efficace en termes de calcul et de nombre de paramètres que les convolutions standard. [21]

— **EfficientNet**: EfficientNet propose une nouvelle méthode pour mettre à l'échelle les modèles CNN de manière plus structurée. Plutôt que d'augmenter arbitrairement la profondeur, la largeur (nombre de canaux) ou la résolution de l'image, les auteurs ont développé une méthode de mise à l'échelle composite. Ils utilisent un coefficient unique pour mettre à l'échelle ces trois dimensions de manière uniforme et équilibrée. Le résultat est une famille de modèles (de B0 à B7) qui atteignent une meilleure précision avec beaucoup moins de paramètres et de calculs que les architectures précédentes.

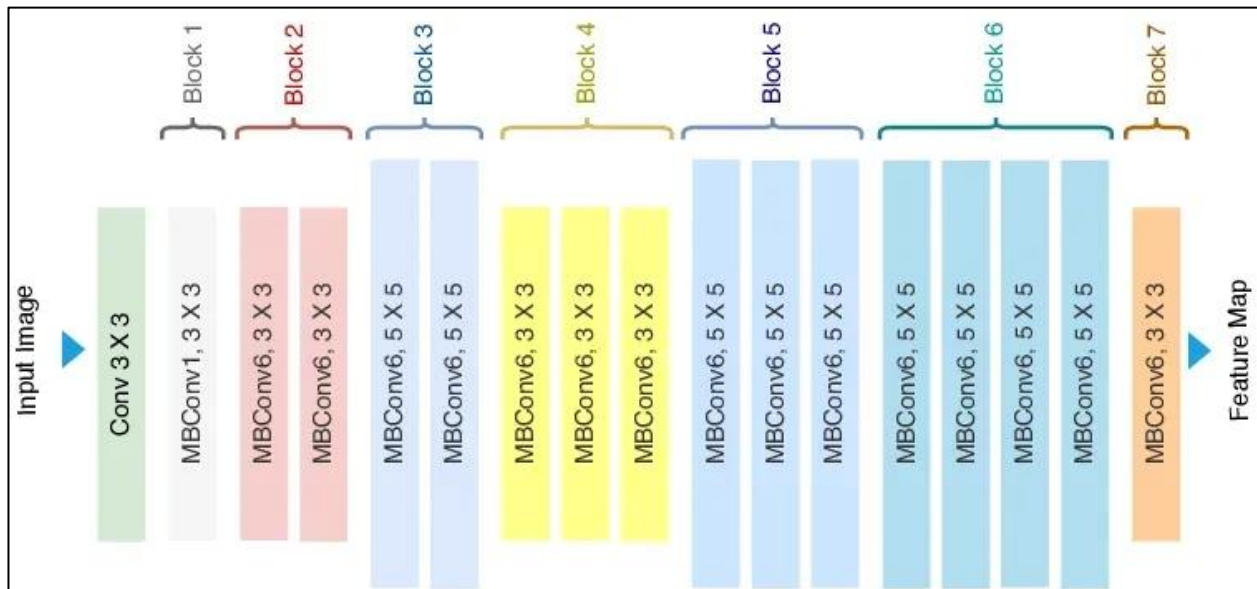


Figure 2.4 : Architecture EfficientNet[22]

II.7 Etat de l'Art

Au cours des dernières années, de nombreuses recherches ont été menées sur l'utilisation de l'intelligence artificielle, en particulier du Deep Learning, pour améliorer le diagnostic des accidents vasculaires cérébraux. Ces approches visent à surmonter les limites du diagnostic visuel conventionnel, en proposant des systèmes automatiques capables de détecter précocement les lésions cérébrales à partir d'images de tomodensitométrie (TDM).

Travaux notables :

1. Détection des AVC ischémiques et hémorragiques : Chilamkurthy et al.(2018) ont développé un modèle CNN basé sur ResNet, entraîné sur un vaste ensemble de TDM cérébrales. Ce modèle a atteint une sensibilité de 92% et une spécificité de 95% pour identifier les hémorragies intracrâniennes, mais les performances pour les AVC ischémiques étaient moindres en raison du faible contraste des hypodensités. Le prétraitement des images s'est avéré crucial pour améliorer la détection précoce.[23]

2. Segmentation des lésions et score ASPECTS : Nagendran et al. (2020) ont proposé un pipeline CNN utilisant U-Net pour segmenter les infarctus sur les TDM et calculer le score ASPECTS. Leur modèle a atteint une précision de 85% pour la segmentation, avec une bonne corrélation avec les évaluations des radiologues, bien que la variabilité des scanners ait posé des défis.[24]

3. Inception-v3 Apprentissage par transfert : Feng et al. (2019) ont adapté Inception-v3, un CNN pré-entraîné sur ImageNet, pour classer les AVC ischémiques et hémorragiques. En intégrant l'augmentation de données, leur modèle a obtenu une précision de 88%, démontrant l'efficacité de l'apprentissage par transfert face à des ensembles de données limités.

4. Détection de la ligne médiane cérébrale : Chen et al. (2021) ont utilisé EfficientNet pour détecter automatiquement les déviations de la ligne médiane, un indicateur clé des AVC graves. Leur modèle a atteint une précision de 90%, bien que les performances

dépendent fortement de la qualité des images TDM.

Étude	Objectif	Métriques	Valeur
Chilamkurthy et al. (2018)	Détection hémorragies	Sensibilité	92%
		Spécificité	95%
Nagendran et al. (2020)	Détection AVC ischémiques Non précisé	Précision	85%
Feng et al (2019)	Segmentation des lésions AVC	Précision	88%
Chen et al. (2021)	Détection ligne médiane AVC	Précision	96%

Tableau 2.1 : Travaux notables de Diagnostic des accidents vasculaires cérébraux

II.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté les fondements de l'apprentissage profond, en se concentrant sur les réseaux de neurones convolutifs et leurs applications dans l'analyse d'images médicales. Nous avons exploré les différentes couches et paramètres des CNN, ainsi que quelques architectures populaires. Ces techniques ont démontré leur efficacité dans la détection automatique de maladies à partir d'images médicales, ouvrant la voie à des outils diagnostiques plus précis et efficaces.

Dans les chapitres suivants, nous explorerons comment ces concepts peuvent être appliqués à des cas spécifiques, tels que le diagnostic automatique des démences ou du cancer du sein, en nous basant sur des études récentes et des modèles avancés.

Chapitre III :

Implémentation et résultats

III.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la phase pratique de notre projet de diagnostic automatique des AVC. Après avoir posé le contexte médical et les fondements théoriques de l'apprentissage profond dans les chapitres précédents, nous détaillerons le processus complet de notre travail. Nous commencerons par la présentation de l'environnement de travail et la constitution de notre ensemble de données, une étape cruciale qui a combiné une collecte locale et des données publiques, toutes validées par des experts. Ensuite, nous analyserons les architectures de modèles explorées, notamment des modèles pré-entraînés reconnus et un modèle CNN personnalisé conçu spécifiquement pour cette tâche. L'objectif est d'évaluer de manière rigoureuse leurs performances à travers des métriques précises afin de déterminer l'approche la plus efficace. Enfin, nous discuterons des résultats obtenus et présenterons le déploiement de notre solution via une application, illustrant sa praticité en tant qu'outil d'aide à la décision clinique.

III.2 Environnement matériel

Pour la mise en œuvre de notre projet, nous avons utilisé nos deux ordinateurs personnels présentant les caractéristiques suivantes :

- **Un ordinateur bureau :**

- Processeur : Intel Core i7-1165G7
- RAM : Taille 32Go
- Carte Graphique : NVIDIA GeForce RTX 3070
- Système d'exploitation : Windows 11 (64bits)

- **Un ordinateur portable:**

- Processeur : Intel Core i7-10750H (2.60GHz)
- RAM : Taille 32 Go
- Carte Graphique : NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti
- Système d'exploitation : Windows 11 (64bits)

III.3 Environnement logiciel

- **Python :**

Python est un langage de programmation interprétée de haut niveau publié en 1989 pour la première fois par Guido Van Rossum. Il est connu pour sa simplicité, typage dynamique et de son allocation automatique de la mémoire. L'une des principales caractéristiques de Python est sa vaste bibliothèque d'outils et de mémoire, qui peuvent être utilisés pour effectuer des tâches complexes en seulement quelques lignes de code [25]



- **Django :**

Django sert de framework central pour RadVision, un outil Python qui gère l'ensemble de la partie web de notre plateforme. Nous l'avons choisi pour sa robustesse et sa capacité à simplifier le développement : il prend en charge les tâches courantes, nous permettant de nous concentrer sur les fonctionnalités spécifiques de RadVision. Avec Django, nous gérons tout ce que les utilisateurs voient et font, comme naviguer sur le tableau de bord des patients, consulter des scans ou soumettre des évaluations pour les experts. Il assure également les connexions sécurisées, garantissant que seuls les patients ou experts accèdent à leurs espaces respectifs grâce à des rôles bien définis. Côté données, Django interagit avec notre base SQLite pour stocker les scans, les évaluations et les profils utilisateurs, tout en servant les images des scans de manière fluide. La sécurité est une priorité, et Django offre des protections intégrées contre les attaques courantes, essentielles pour des données médicales sensibles. En somme, Django nous a permis de construire une plateforme fiable et évolutive, tout en maintenant un code clair et un projet bien structuré.[26]



- **PyTorch :**

PyTorch est une bibliothèque open-source dédiée à l'intelligence artificielle, conçue pour créer et exécuter des modèles d'apprentissage automatique. Simple et flexible, elle permet de développer des systèmes capables d'analyser des données complexes, comme des images médicales.

Dans RadVision, PyTorch est au cœur de la composante IA. Il exécute notre modèle d'intelligence artificielle, qui analyse les scans CT pour prédire les risques d'AVC, fournissant des résultats précis aux utilisateurs. PyTorch gère également le prétraitement des images, comme leur redimensionnement ou leur normalisation, pour garantir que les scans sont prêts à être analysés. Intégré au backend Django, il permet de traiter les scans téléchargés par les utilisateurs et d'enregistrer les prédictions dans la base de données. PyTorch a été choisi pour sa souplesse, qui nous permet d'expérimenter différents modèles, et pour son intégration fluide avec Python. Avec une communauté active et de nombreuses ressources disponibles, PyTorch nous aide à surmonter les défis techniques, assurant une IA fiable pour RadVision.[27]



- **Bootstrap :**

Bootstrap est un framework open-source pour le développement d'interfaces web, créé pour simplifier la conception de sites esthétiques et adaptatifs. Il fournit des composants prédéfinis, comme des boutons, des formulaires et des grilles, qui garantissent une expérience utilisateur fluide sur tous les appareils, du téléphone à l'ordinateur. Dans RadVision, Bootstrap est essentiel pour construire le frontend, c'est-à-dire ce que les utilisateurs voient et utilisent. Il rend nos pages, comme le tableau de bord des patients, les visionneuses de scans ou les formulaires d'évaluation des experts, parfaitement adaptées à différentes tailles d'écran. Bootstrap fournit également des éléments interactifs, tels que des modaux pour afficher les images de scans en détail, améliorant l'interactivité. Associé à du CSS personnalisé, il crée une interface claire avec un thème sombre, facile à naviguer pour les patients et les experts. Bootstrap a été choisi pour sa rapidité de mise en œuvre et sa fiabilité, nous permettant de livrer une interface professionnelle sans repartir de zéro. Grâce à sa flexibilité, il répond aux besoins d'une plateforme médicale accessible et conviviale.[28]



- **Redis :**

Redis est une base de données open-source qui stocke les données en mémoire pour une rapidité exceptionnelle. Conçue pour des tâches nécessitant un accès instantané, comme les systèmes de messagerie, elle est idéale pour les fonctionnalités en temps réel. Dans RadVision, Redis joue un rôle clé en alimentant le système de chat en temps réel, permettant aux patients et aux experts de communiquer sans délai. Grâce à Redis, les messages envoyés via notre interface de chat sont stockés et livrés instantanément, offrant une expérience fluide essentielle pour les consultations médicales. Redis s'intègre avec Django via Django Channels et Daphne, un serveur qui gère les requêtes asynchrones, permettant des mises à jour en direct sans recharger la page. Sa performance en mémoire garantit des réponses rapides, un atout pour les échanges critiques. Redis a été choisi pour sa simplicité et sa compatibilité avec notre architecture Django, facilitant une mise en œuvre rapide. Avec sa fiabilité, Redis assure que le chat fonctionne sans accroc, renforçant l'efficacité de RadVision comme outil médical collaboratif.[29]



- **Daphne :**

Daphne est un serveur open-source qui gère les requêtes web asynchrones, développé dans le cadre du projet Django Channels. Conçu pour les fonctionnalités en temps réel, comme les chats

en direct, il permet à une application web de traiter plusieurs tâches simultanément sans ralentissement. Dans RadVision, Daphne joue un rôle essentiel en alimentant le système de chat en temps réel. Il gère les connexions WebSocket pour l'interface de chat, permettant aux patients et aux experts d'échanger des messages instantanément, une fonctionnalité cruciale pour les consultations médicales. Intégré à Django, Daphne agit comme un serveur ASGI, reliant le backend synchrone de Django aux fonctionnalités asynchrones, comme les mises à jour en direct. Associé à Redis et Django Channels, il garantit une communication fluide avec une faible latence. Daphne a été choisi pour sa compatibilité parfaite avec notre architecture Django et sa légèreté, facilitant une mise en œuvre rapide. Grâce à sa fiabilité, Daphne assure que le chat fonctionne sans interruption, renforçant l'efficacité de RadVision comme plateforme collaborative, tout en respectant les contraintes de temps du projet.

- **Stripe :**

Stripe est une plateforme de paiement en ligne qui permet aux entreprises de traiter des transactions de manière sécurisée. Conçue pour être simple à intégrer, elle prend en charge les paiements par carte, les abonnements et d'autres services financiers, tout en offrant une expérience utilisateur fluide. Dans RadVision, Stripe gère les paiements pour les validations des résultats d'analyse des scans CT par des experts. Lorsqu'un patient souhaite une évaluation professionnelle, Stripe facilite la transaction, assurant que le paiement est effectué de manière sécurisée et rapide. Intégré au backend Django via son API, Stripe relie les formulaires de paiement à notre base de données, mettant à jour l'état des évaluations (payé ou non). Ses interfaces de paiement prédéfinies simplifient le processus pour les utilisateurs, renforçant leur confiance. Stripe a été choisi pour sa sécurité robuste, essentielle pour protéger les données financières dans une plateforme médicale, et pour sa facilité d'intégration, qui a accéléré le développement. Grâce à Stripe, RadVision propose un système de paiement fiable, répondant aux besoins des utilisateurs tout en respectant les contraintes de temps du projet.[30]



- **SQLite :**

SQLite est une base de données open-source légère qui stocke les données dans un seul fichier, sans nécessiter de serveur complexe. Conçue pour être simple et rapide, elle est parfaite



pour organiser des informations comme des profils utilisateurs ou des enregistrements dans des applications. Dans RadVision, SQLite est la base de données qui gère toutes les données de la plateforme. Elle stocke les modèles essentiels, tels que CTScan, CTScanSlice, AIEvaluation et User, contenant les images des scans, les prédictions IA, les évaluations des experts et les profils utilisateurs. Intégrée à Django via son système ORM, SQLite permet au backend de récupérer et de mettre à jour les données efficacement, par exemple pour afficher les détails d'un scan sur une page web. Elle gère également les métadonnées des images de scans stockées dans le système de fichiers, assurant un accès rapide. SQLite a été choisi pour sa simplicité et sa fiabilité, idéales pour un projet de fin d'études, et pour son intégration fluide avec Django. Grâce à SQLite, RadVision dispose d'une gestion de données robuste, respectant les contraintes de temps du projet.[22]

- **RadiAnt DICOM Viewer :**

RadiAnt DICOM Viewer est un logiciel léger et convivial permettant la visualisation rapide d'images médicales au format DICOM. Il facilite la navigation à travers les coupes de scanner (CT) ou d'autres examens radiologiques. Il propose des fonctionnalités et des outils de mesure (distance, angle, densité). Le logiciel permet également l'exportation des images en formats classiques tels que JPEG .[31]



III.4 Ensemble de données : Présentation et Caractéristiques :

L'ensemble de données utilisé dans ce projet est constitué d'images issues de deux sources complémentaires : des données cliniques locales collectées manuellement et une base publique accessible sur Kaggle. Il comprend au total plusieurs centaines d'images TDM cérébrales réparties sur trois classes principales d'AVC : ischémique, hémorragique, et absence d'AVC. Chaque image a été soigneusement annotée et validée par des experts médicaux, assurant ainsi une grande fiabilité pour l'entraînement des modèles. Les images sont en niveaux de gris, de tailles variables, et présentent des caractéristiques cliniques typiques des pathologies ciblées.

Voici quelques exemples illustratifs des images issues du dataset :

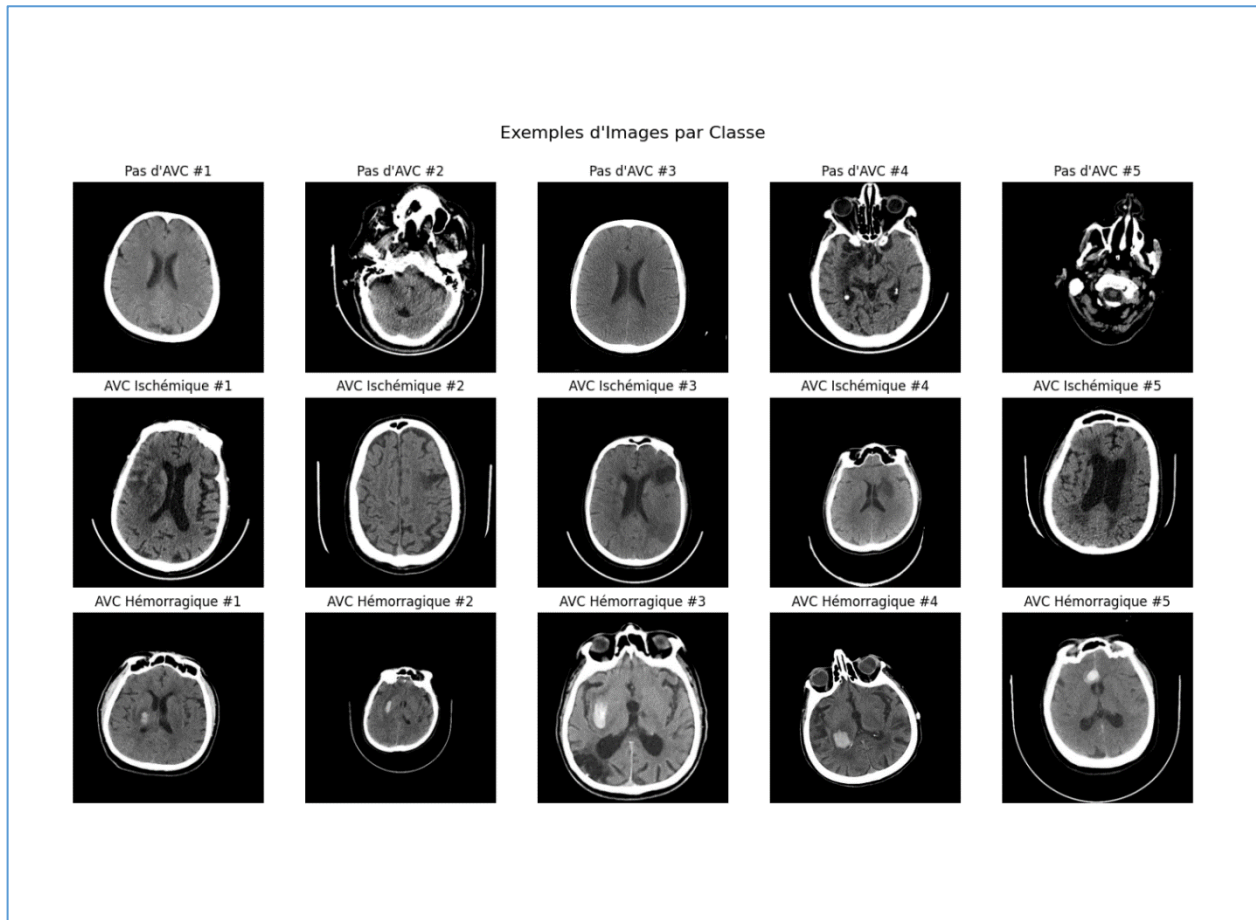


Figure 3.1: Exemple d images scanner par classe

III.5 Workflow du travail proposé et Model Architecture

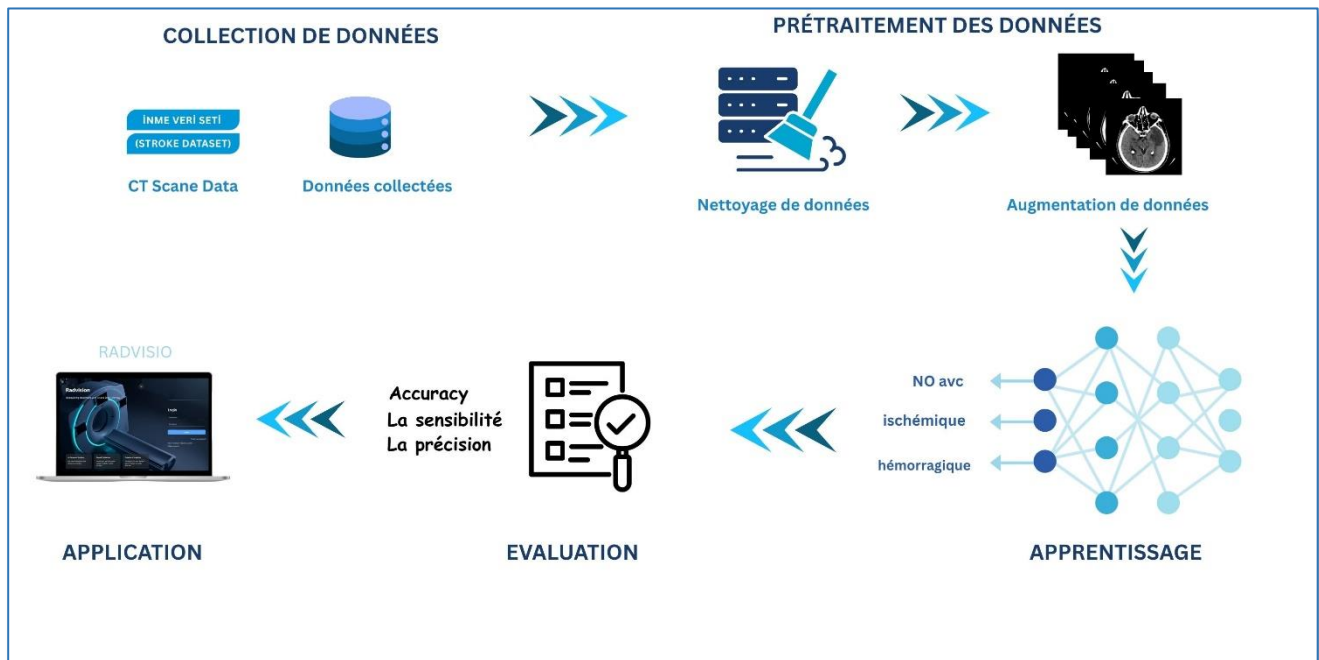


Figure 3.2: Workflow du travail proposé

III.5.1 Collection de Données :

La constitution d'un ensemble de données de haute qualité a été une étape fondamentale de ce projet. Notre approche a combiné des données locales et publiques, rigoureusement validées par des experts.

III.5.1.1 Données locales (collecte manuelle) :

Une collecte manuelle a été réalisée au sein du service de radiologie du Centre Hospitalier de Remchi, après avoir obtenu l'autorisation officielle des responsables. Toutes les informations personnelles ont été supprimées pour garantir l'anonymat complet des patients

Cette collecte a permis de constituer un ensemble initial de 100 dossiers patients, chacun comportant plusieurs images issues d'examen TDM (tomodensitométrie cérébrale).

Un neurologue et un radiologue experts ont filtré et étiqueté l'intégralité des données pour garantir leur pertinence et leur exactitude clinique.

III.5.1.2 Données publiques (STROKE DATASET - Inme Veri Seti):

En complément, une base de données publique a été utilisée :

INME VERI SETI (STROKE DATASET), proposée dans le cadre de TEKNOFEST 2021 – Artificial Intelligence Dataset in Health.[32]

Cette base a été sélectionnée pour sa reconnaissance académique et sa qualité de structuration, avec des annotations préexistantes.

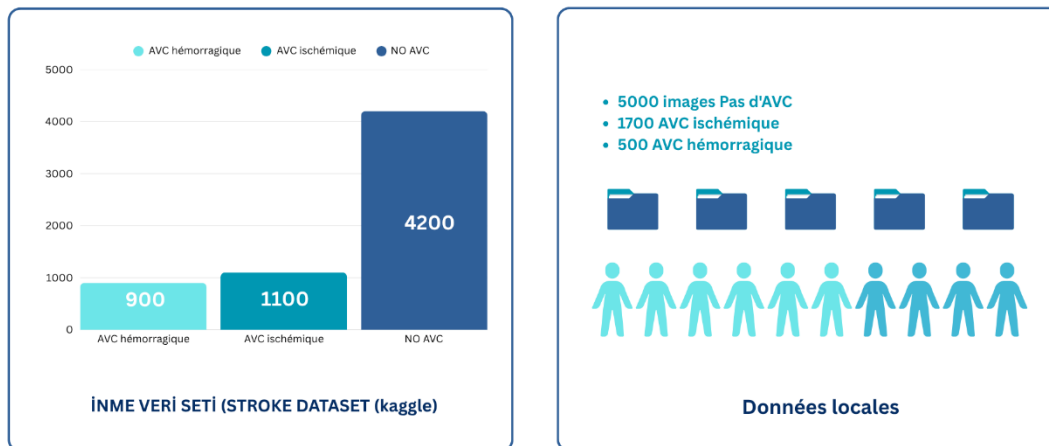


Figure 3.3: Distribution des données

III.5.2 Prétraitement des Données:

III.5.2.1 Nettoyage de données:

Le nettoyage des données a été effectué manuellement, en particulier pour les images collectées localement, où chaque examen TDM a été analysé par des spécialistes afin de localiser précisément les lésions liées aux AVC ischémiques ou hémorragiques. Les images floues, mal contrastées, redondantes ou cliniquement non significatives ont été écartées afin de garantir la qualité du jeu de données. De même, le dataset public provenant de Kaggle (INME VERI SETI) a également bénéficié d'un filtrage complémentaire : certaines images mal classées ou présentant des anomalies visuelles ont été supprimées, malgré la présence d'annotations initiales. Ce processus appliqué à l'ensemble des données, a permis de constituer un corpus propre, cohérent et cliniquement fiable, indispensable à l'entraînement d'un modèle de classification performant.

III.5.2.2 Augmentation des données (Data Augmentation) :

Pour pallier le déséquilibre entre les classes et augmenter la robustesse du modèle, nous avons appliqué plusieurs techniques d'augmentation d'images :

- **Rotation** : Aléatoire, avec un angle maximal de ± 10 degrés.
- **Translation** : Décalages horizontaux et verticaux légers.
- **Symétrie horizontale (Horizontal flipping)**.
- **Léger Ajustement de la luminosité et du contraste**.
- **Déformation élastique (Elastic deformation)** pour simuler de légères variations anatomiques

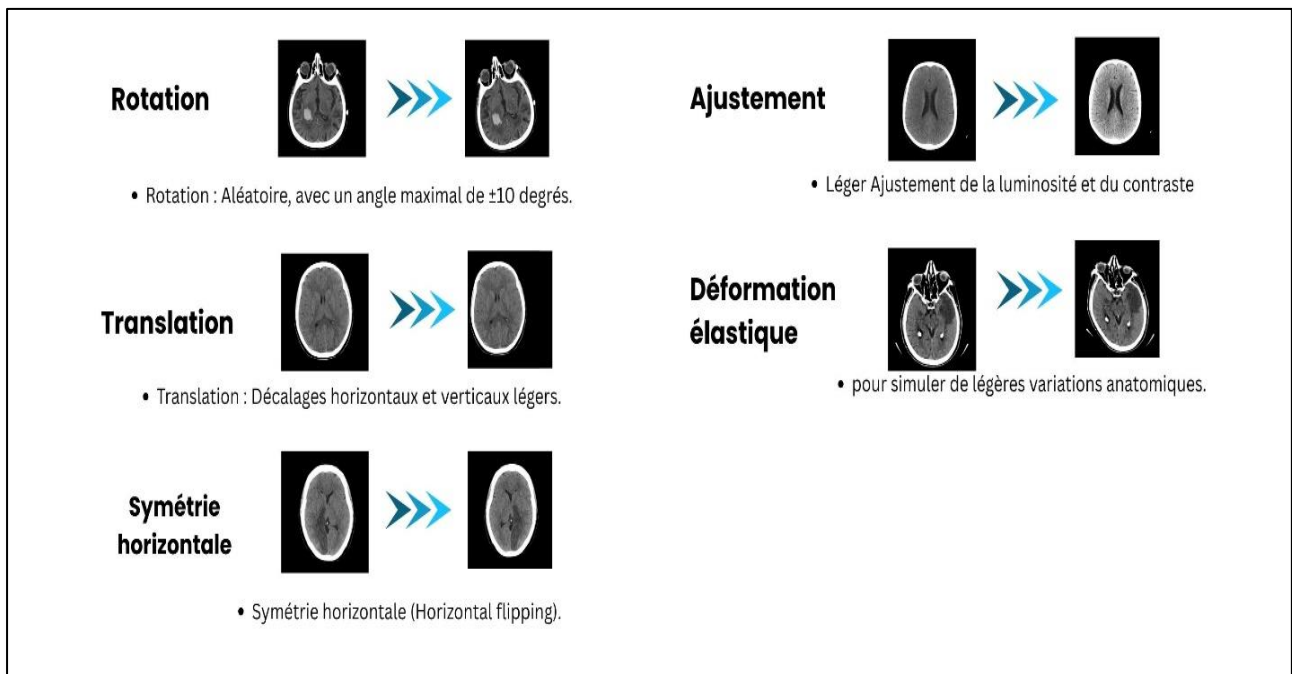


Figure 3.4 : les méthode d'augmentation des données

Ensemble de données final : Grâce à l'augmentation des données, nous avons obtenu un ensemble de données final équilibré, comprenant 10 000 images pour chacune des trois classes (Pas d'AVC, AVC ischémique, AVC hémorragique), soit un total de 30 000 images pour l'entraînement et la validation

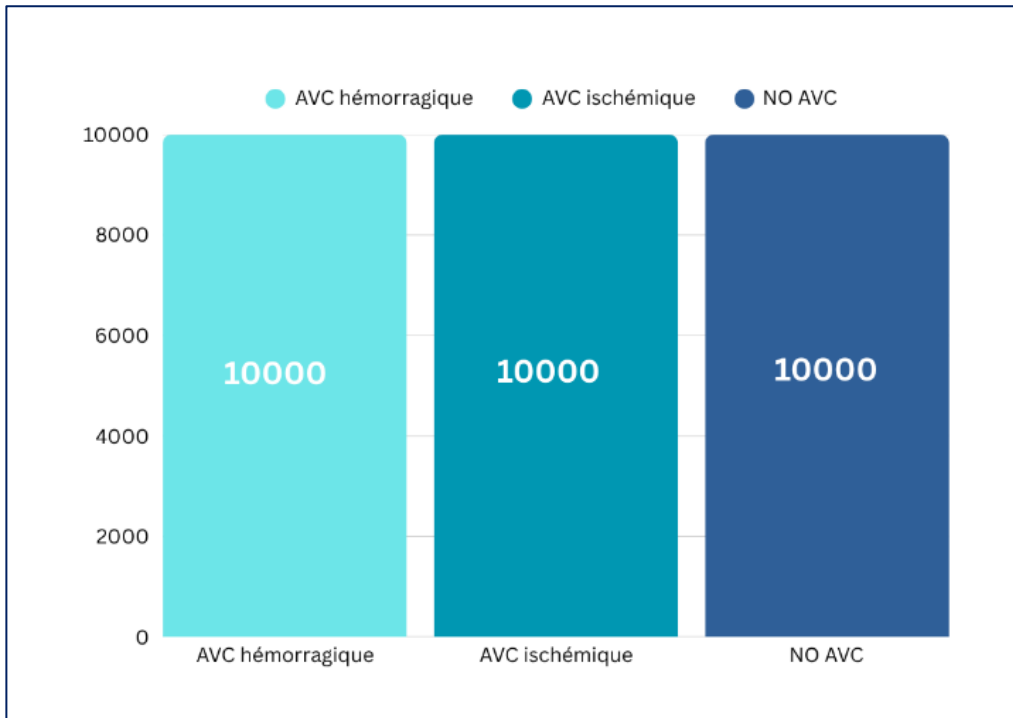


Figure 3.5 : Ensemble de données final

III.5.3 APPRENTISSAGE :

Notre flux pour **apprentissage** est consisté à évaluer des modèles pré-entraînés reconnus pour leurs performances , ainsi qu'à concevoir une architecture personnalisée spécifiquement adaptée à notre problématique.

Resnet50 : ResNet signifie Residual Network (réseau résiduel) c'est un type spécifique des réseaux de neurones convolutionnel introduit dans l'article de 2015 "Deep Residual Learning for Image Recognition" par He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et Sun Jian. L'architecture originale de ResNet était ResNet-34, qui se composait 34 couches. Elle offrait une nouvelle façon d'ajouter des couches convolutives à un CNN, en utilisant le concept de connexions raccourcies. ResNet-50 est un CNN à 50 couches (48 couches

convolutionnelles, une couche MaxPool et une couche de pool moyen). Les réseaux de neurones résiduels sont un type de réseau de neurones artificiels (ANN) qui forme des réseaux en empilant des blocs résiduels.

ARCHITECTURE DU MODÈLE RESNET50 POUR TRANSFER LEARNING:

Layer Type	Configuration	Parameters
Conv Block	Conv2d (3→64, k=7×7) → BatchNorm2d → ReLU	9,536
Pooling	MaxPool2d (k=3, stride=2)	-
Layer1	3× Bottleneck blocks (64→256)	215,808
Layer2	4× Bottleneck blocks (256→512)	1,219,584
Layer3	6× Bottleneck blocks (512→1024)	7,098,368
Layer4	3× Bottleneck blocks (1024→2048)	14,964,736
Dense Layer	Linear (2048→512) → BatchNorm1d → ReLU	1,050,112
Dropout	Dropout	-
Output Layer	Linear (512→3)	1,539
Total Parameters	24,559,683 (4.28% trainable, 95.72% frozen)	

Tableau 3.1: Architecture du modèle resnet50 Transfer Learning

- **Learning Rate** : 0.0001
- **Optimiseur** : Adam
- **Batch Size** : 32
- **Nombre maximal d'époques** : 60
- **Early Stopping** : active
- **Fonction de perte** : CrossEntropyLoss

DenseNet121 : DenseNet signifie Densely Connected Convolutional Network (réseau convolutionnel densément connecté), c'est un type spécifique de réseaux de neurones convolutionnels introduit dans l'article de 2017 "Densely Connected Convolutional Networks" par Huang Gao, Liu Zhuang, Van Der Maaten Laurens, et Weinberger Kilian Q.

L'architecture originale de DenseNet était DenseNet-121, qui se composait de 121 couches. Elle offrait une nouvelle façon d'organiser les couches convolutives d'un CNN, en utilisant le concept de connexions denses où chaque couche est directement connectée à toutes les couches suivantes dans le même bloc dense.

ARCHITECTURE DU MODÈLE DenseNet121 POUR TRANSFER LEARNING

Layer Type	Configuration	Parameters
Conv2d Initial	Convolution 2D	9,472
BatchNorm2d	Normalisation	128
ReLU + MaxPool	Activation + Pooling	0
DenseBlock1	6 Couches Denses	338,944
Transition1	Compression	33,024
DenseBlock2	12 Couches Denses	924,672
Transition2	Compression	131,328
DenseBlock3	24 Couches Denses	2,876,416
Transition3	Compression	525,312
DenseBlock4	16 Couches Denses	2,889,216
BatchNorm2d Final	Normalisation	2,048
Global Avg Pool	Pooling Adaptatif	0
Linear Layer 1	Dense	524,8
BatchNorm1d	Normalisation 1D	1,024
ReLU	Activation	0
Dropout	Régularisation	0
Linear Layer 2	Sortie	1,539

Tableau 3.2: Architecture Du Modèle Densenet121 Pour Transfer Learning

- **Learning Rate** : 0.0001
- **Optimiseur** : Adam
- **Batch Size** : 32
- **Nombre maximal d'époques** : 60
- **Early Stopping** : active
- **Fonction de perte** : CrossEntropyLoss

Modèle Proposé: le dernier modèle utilisé est un modèle proposé après plusieurs tests et expérimentations pour la classification des AVC cérébraux. Nous avons pris l'architecture qui avait les meilleurs résultats pour cette tâche médicale spécialisée.

Cette architecture se compose de 7 couches de convolution avec la fonction d'activation ReLU et normalisation par batch (BatchNorm), 6 couches de MaxPooling pour la réduction dimensionnelle progressive, et 2 couches entièrement connectées pour la classification finale, ainsi qu'une couche de dropout avec un taux de 0.5

ARCHITECTURE DU MODÈLE MODÈLE PROPOSÉ :

Layer Type	Configuration	Parameters	
Entrée	Input	imag	0
Bloc 1	Conv2D + BN + ReLU + MaxPool	5x5, Filters: 64, Pool: 3x3	4,864
Bloc 2	Conv2D + BN + ReLU + MaxPool	3x3, Filters: 128, Pool: 3x3	73,984
Bloc 3	Conv2D + BN + ReLU + MaxPool	13x13, Filters: 128, Pool: 3x3	2,769,024
Bloc 4	Conv2D + BN + ReLU + MaxPool	7x7, Filters: 256, Pool: 2x2	1,605,376
Bloc 5	Conv2D + BN + ReLU + MaxPool	3x3, Filters: 128, Pool: 3x3	294,272
Bloc 6	Conv2D + BN + ReLU + MaxPool	3x3, Filters: 128, Pool: 3x3	147,712
Bloc 7	Conv2D + BN + ReLU	3x3, Filters: 128	147,712
Classification	Flatten + Dense + BN + ReLU + Dropout + Dense	Dropout: 0.5	536,579

Tableau 3.3: Architecture Du Modèle CNN Proposé

- **Learning Rate** : 0.0001
- **Optimiseur** : Adam
- **Batch Size** : 32
- **Nombre maximal d'époques** : 60
- **Early Stopping** : active
- **Fonction de perte** : CrossEntropyLoss

III.5.4 Evaluation :

III.5.4.1 MÉTRIQUES UTILISÉES

Les métriques utilisées dans notre modèle de diagnostic servent d'outils essentiels pour évaluer ses performances et sa fiabilité. Nous avons indiqué plus haut que pour notre premier ensemble

de données, nous avons une distribution très déséquilibrée entre les différentes classes. Par conséquent, un bon choix de métriques est essentiel. Pour ce qui est du diagnostic des AVC , nous avons pris les métriques suivantes :

Taux de bonne classification (Accuracy) :

Étant la métrique la plus utilisée, l'exactitude est tout simplement la division des prédictions correctes sur le nombre total des prédictions[33], en termes plus technique l'exactitude est décrite comme suit :

$$Accuracy = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$$

La sensibilité (le rappel) :

C'est le nombre de vrais positifs divisé par le nombre de vrais positifs et le nombre de faux négatifs :[34]

$$sensibilité = \frac{TP}{TP+FN}$$

La précision :

C'est le nombre de vrais positifs divisé par le nombre de vrais positifs et de faux positifs

$$PPV = \frac{TP}{TP+FP}$$

F1-score :

C'est une moyenne harmonique de précision et de rappel, elle est considérée comme parfaite à 1 et est une défaillance totale à 0

$$F1 - Score = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} = \frac{2 * TP}{2 * TP + FP + FN}$$

La matrice de confusion :

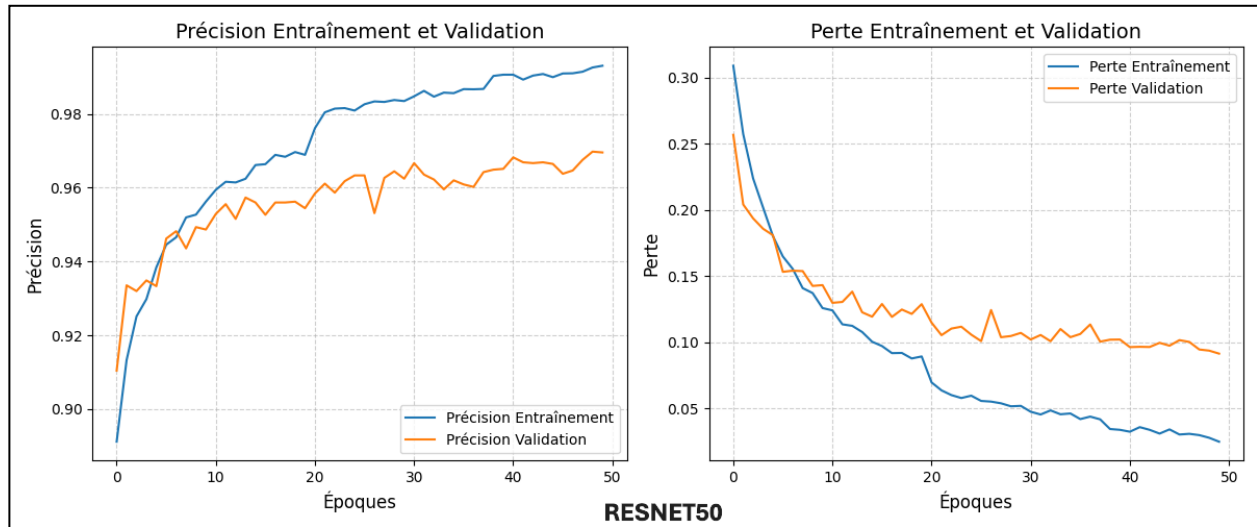
La matrice de confusion est un outil d'évaluation de résultats qui met en évidence les prédictions correctes et incorrectes. C'est une matrice carrée ou la dimension de cette dernière dépend du nombre de classes de notre modèle, on aura ainsi les vraies classes en colonnes et les classes prédites par notre modèle en lignes.[35]

		Réponse de l'expert	
		p	n
Réponse du classifieur	Y	Vrai Positif	Faux Positif
	N	Faux Négatif	Vrai Négatif

Figure 3.6 : Exemple d'une matrice de confusion

III.6 Discussion des Résultats Obtenus :

Dans cette section, nous allons présenter les différents résultats obtenus lors de nos expérimentations avec les différents modèles et classifieurs. Ainsi, à la fin de notre projet nous mettrons nos résultats dans un tableau afin de mieux les visualiser et pouvoir en distinguer les meilleurs.



Resnet 50 :

Figure 3.7 : Courbes du processus d'entraînement du CNN pour le modèle Resnet 50

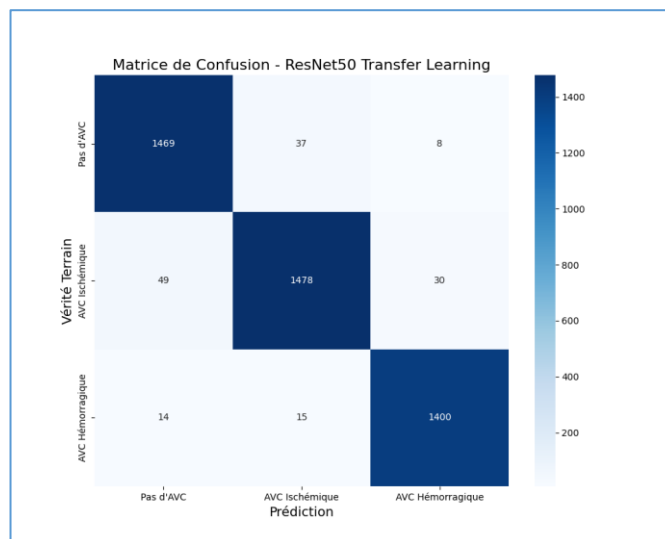


Figure 3.8 : Matrice de Confusion - ResNet50 Transfer Learning

Le modèle converge relativement rapidement, atteignant une précision de validation élevée après ~15 époques, Les courbes de précision d'entraînement et de validation sont assez stables, avec des fluctuations limitées. La courbe de perte diminue de façon constante puis se stabilise, confirmant une convergence saine du modèle. Performance relativement homogène sur les trois classes

DenseNet 121

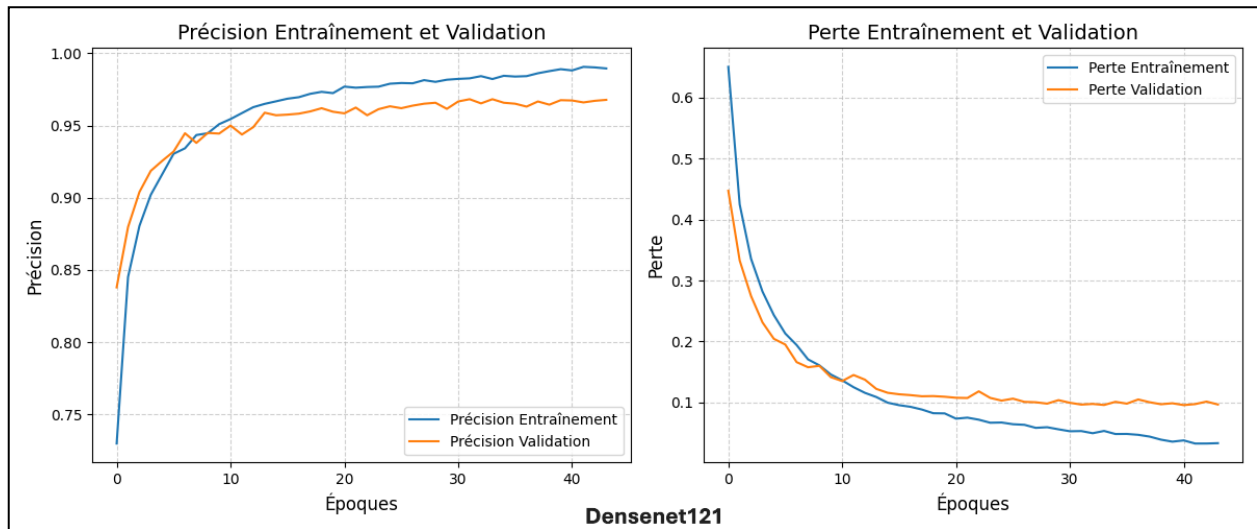


Figure 3.9 : Courbes du processus d'entraînement du CNN pour le modèle DenseNet 121

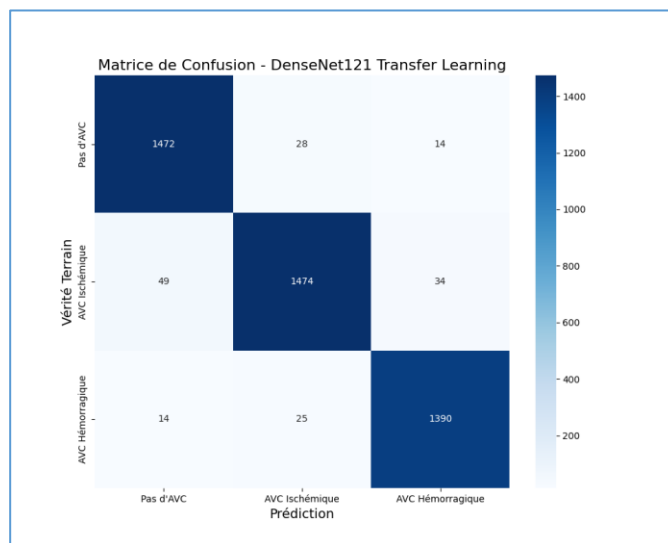


Figure 3.10: Matrice de Confusion - DenseNet 121Transfer Learning

Convergence rapide: La précision de validation atteint un plateau encore plus rapidement que ResNet50 (vers 10 époques). La convergence plus rapide que ResNet50 s'explique probablement par l'architecture à connexions denses qui facilite la propagation des gradients. On observe une stabilité remarquable des courbes après convergence, avec des fluctuations minimales tant en précision qu'en perte,

MODELE PROPOSE

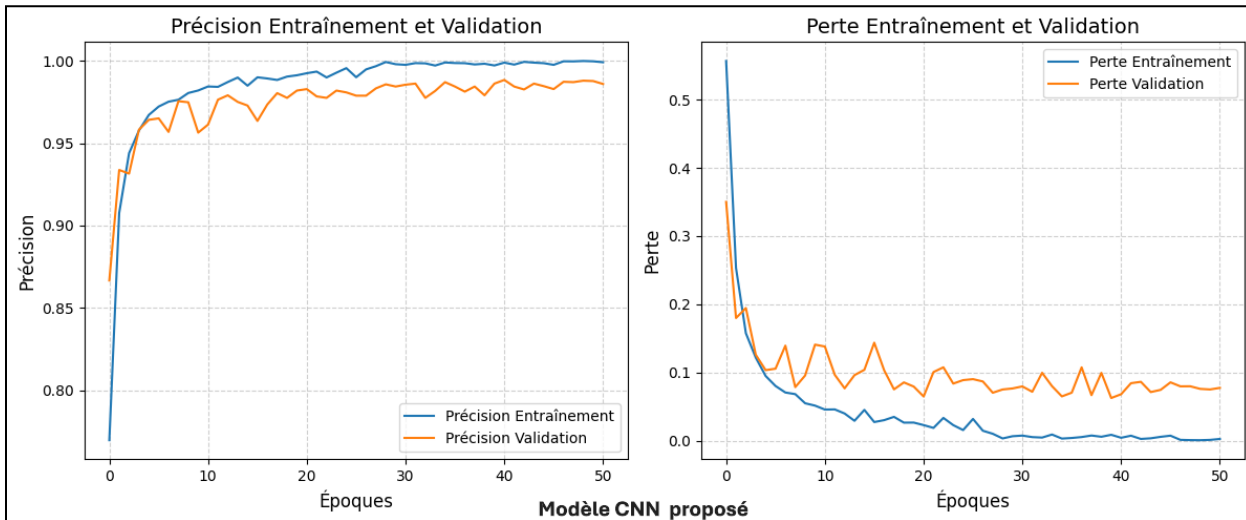


Figure 3.11 : Courbes du processus d'entraînement du CNN pour le modèle MODELE PROPOSE

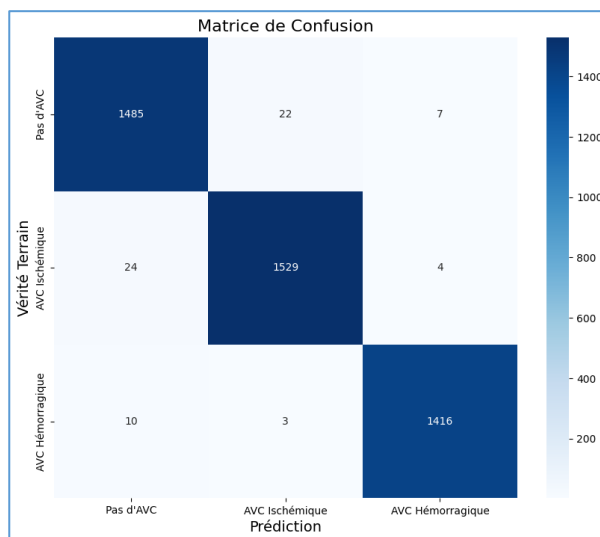


Figure 3.12 : Matrice de Confusion - MODELE PROPOSE

Précision globale de 98.44%, significativement meilleure Moins de confusions entre les classes, particulièrement entre AVC ischémique et absence d'AVC , Performance homogène sur toutes les classes, montrant l'efficacité de l'architecture spécialisée

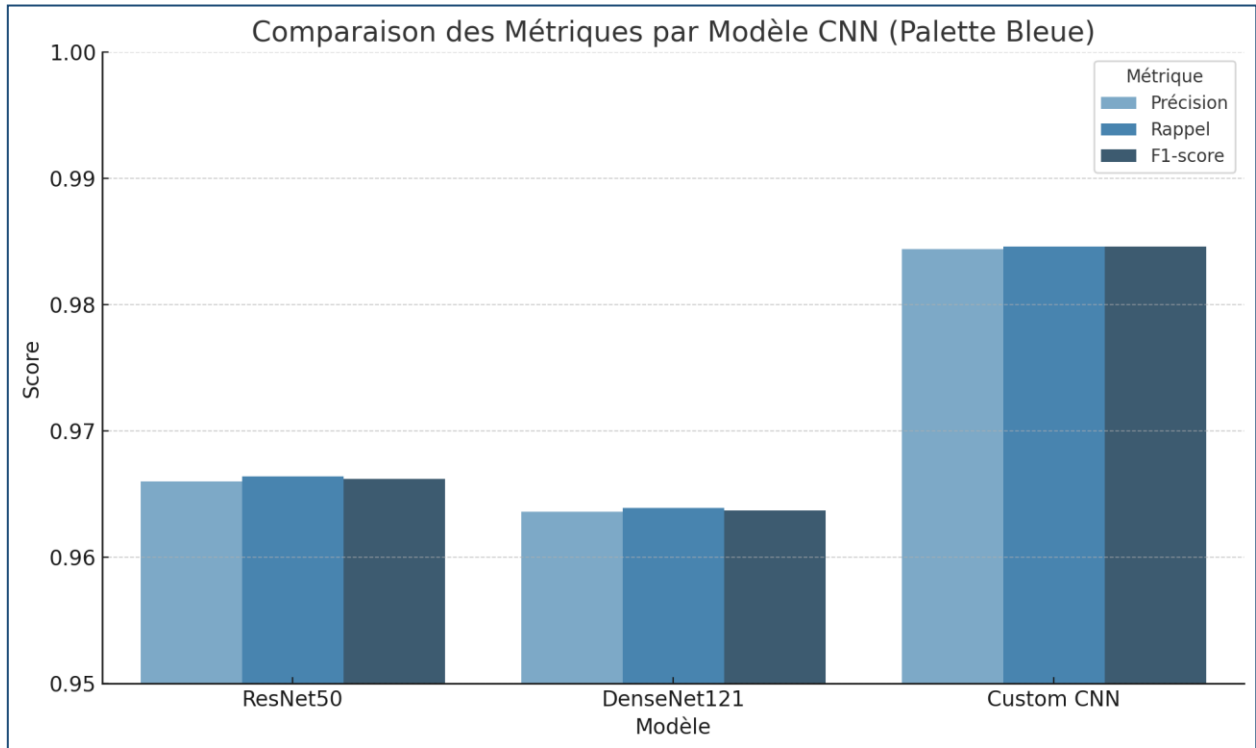


Figure 3.13 : Graphique en barres Comparaison des Métriques par Modèle CNN

Modèle	Précision Moyenne	Rappel Moyen	F1-score	Précision Globale
ResNet50	0.9662	0.9664	0.9662	0.9660
DenseNet121	0.9636	0.9639	0.9637	0.9636
Custom CNN	0.9846	0.9846	0.9846	0.9844

Tableau 3.4: Résumé des résultats des Métriques des trois Modèles CNN

modèle	Epoques	Précision Entraînement	Précision Validation	Précision test	Perte Entraînement	Perte Validation
ResNet50	60	0.9926	0.9698	0.9636	0.0278	0.0937
DenseNet121	60	0.9827	0.9682	0.9628	0.0532	0.0966
Custom CNN	60	0.998	0.9884	0.98	0.0041	0.068

Tableau 3.5 : Tableau comparatif des performances des modèles

Le CNN personnalisé surpasse clairement les deux modèles de transfert d'apprentissage, avec une amélioration de 2% en précision ce qui est significatif dans ce contexte médical. ResNet50 et DenseNet121 offrent des performances très similaires, avec un léger avantage pour ResNet50.

III.7 l'Application Web

III.7.1 Architecture du système

L'architecture d'un système définit la manière dont ses composants s'organisent et interagissent pour répondre aux besoins de l'application. Dans RadVision, elle structure la plateforme web, l'intelligence artificielle et les fonctionnalités en temps réel pour offrir une solution médicale efficace. Le système adopte un modèle client-serveur : les utilisateurs, qu'ils soient patients ou experts, accèdent à RadVision via un navigateur qui envoie des requêtes au serveur Django. Ce serveur traite les données et renvoie des réponses, comme les résultats d'analyse des scans ou les messages de chat. À l'intérieur, Django utilise une architecture MTV (Model-Template-View) : les modèles, tels que CTScan et AIEvaluation, gèrent les données ; les templates, comme

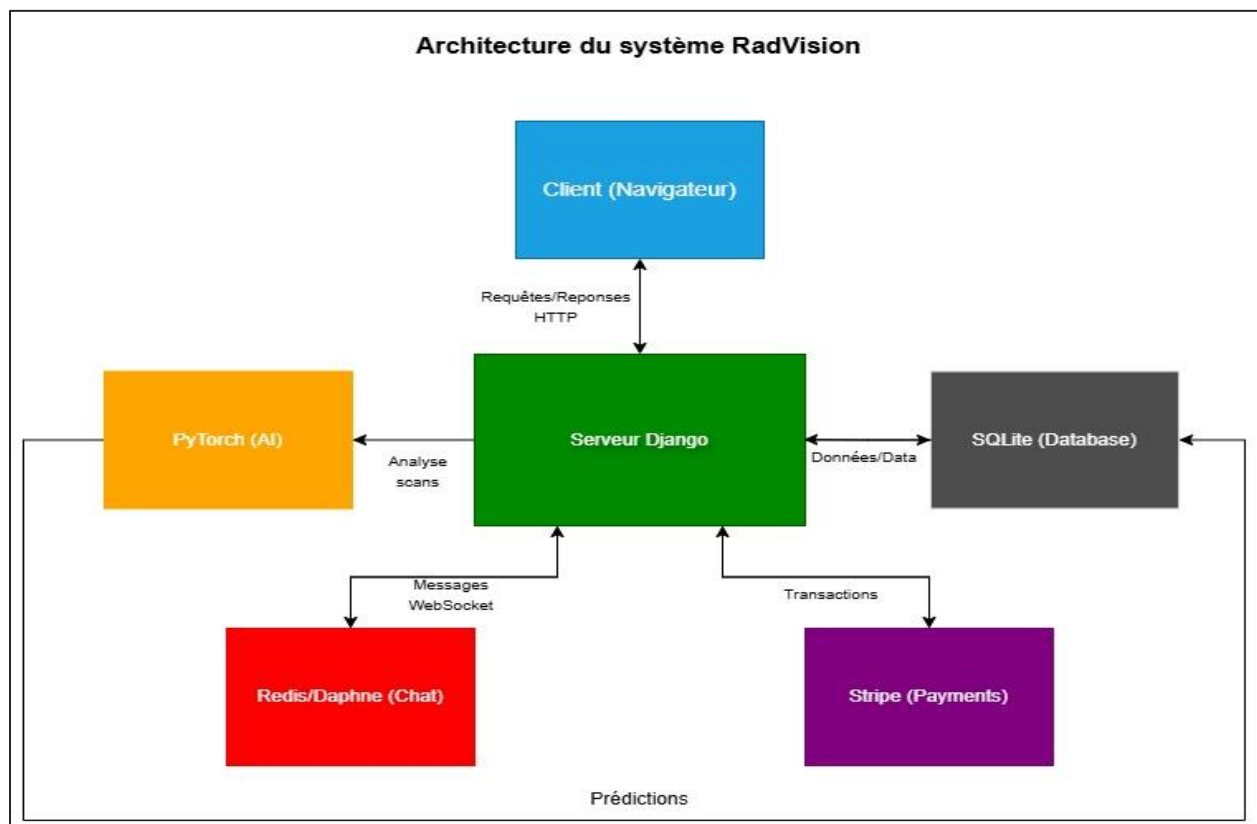


Figure 3.14 Architecture du système RADVISION

view_scan.html, affichent l'interface ; et les vues orchestrent la logique. L'IA, alimentée par PyTorch, analyse les scans CT côté serveur et enregistre les prédictions dans la base SQLite. Le chat en temps réel repose sur Redis et Daphne, qui gèrent les connexions WebSocket pour des échanges instantanés. Les paiements, via Stripe, s'intègrent pour les évaluations d'experts. Cette architecture assure une interaction fluide entre les composants, garantissant une plateforme robuste et respectant les délais du projet. Un diagramme illustre ces interactions pour plus de clarté.

III.7.2 Maquettes du système :

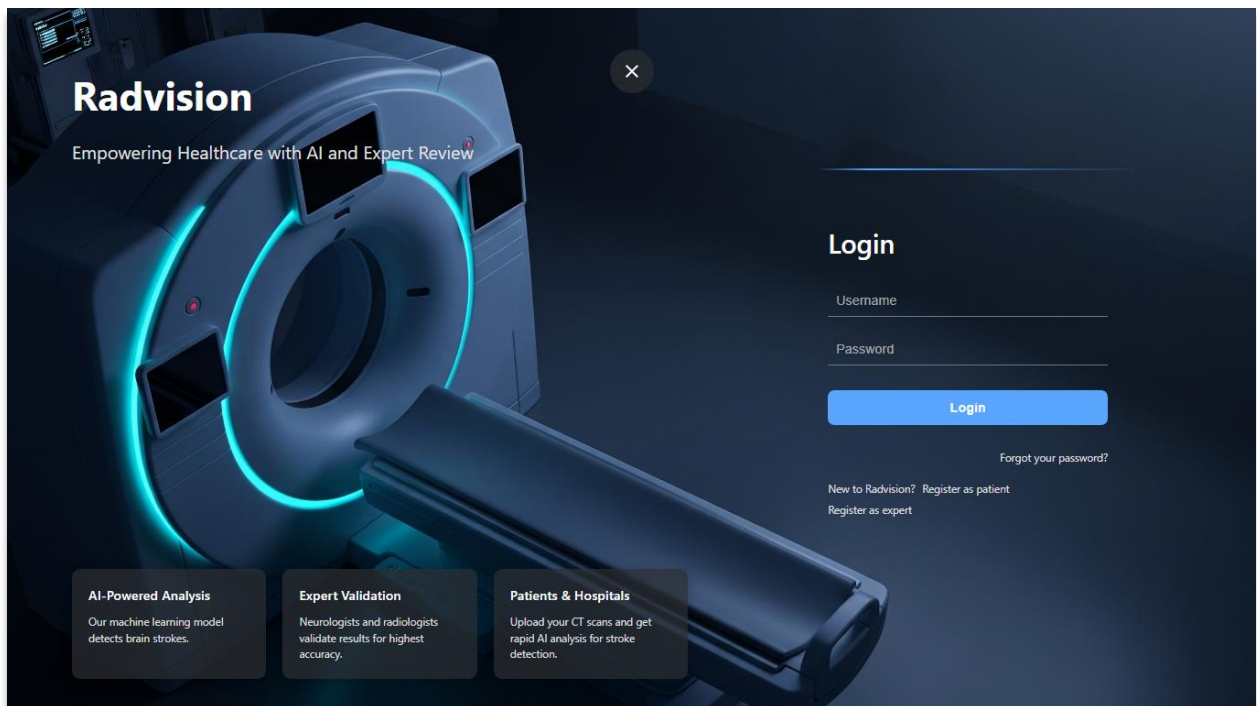


Figure 3.15 système RADVISION PAGE D'ACCUEIL

Les maquettes du système représentent les interfaces utilisateur de RadVision, conçues pour offrir une expérience claire et intuitive. Elles ont été développées pour répondre aux besoins des patients et des experts. Le tableau de bord patient affiche le profil utilisateur, l'historique des scans et des options pour télécharger des scans ou demander une évaluation par un expert. La page des détails du scan présente les prédictions IA et les images des scans, avec une visionneuse modale pour examiner chaque coupe. La page d'évaluation des experts permet aux spécialistes de consulter les résultats IA et de soumettre leurs analyses. L'interface de chat facilite les échanges en temps réel entre patients et experts, renforçant la collaboration. Enfin, la page de paiement intègre Stripe pour gérer les transactions liées aux évaluations. Ces interfaces, construites avec Bootstrap et CSS personnalisé, garantissent une navigation fluide et une adaptabilité sur différents appareils.

Des captures d'écran de ces maquettes illustrent leur conception et leur rôle dans RadVision, assurant une plateforme médicale accessible et efficace.

Tableau de bord patient : Cette interface permet aux patients de consulter leur profil, leur historique de scans et de lancer des actions comme télécharger un scan ou demander une évaluation. Elle est conçue avec Bootstrap pour une navigation claire et adaptative.

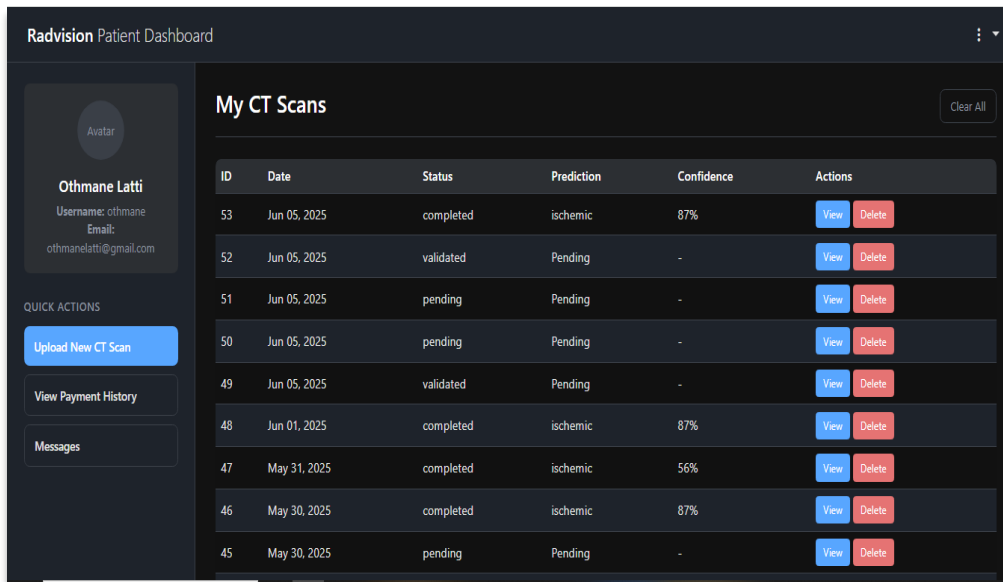


Figure 3.16: Capture D'écran Tableau de bord patient (RADVISION)

Page des détails du scan : Cette page affiche les résultats des analyses IA des scans CT, avec une visionneuse modale pour explorer les coupes d'images. Elle permet aux utilisateurs de consulter les prédictions et de demander une évaluation experte.

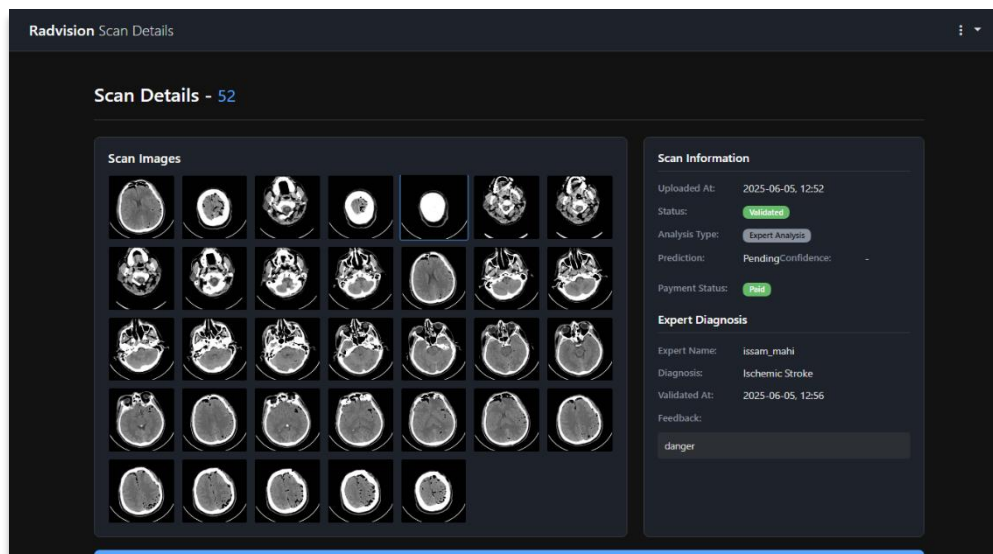


Figure 3.17 : Capture D'écran Page des détails du scan

Interface de chat : Cette interface permet des échanges en temps réel entre patients et experts, affichant les messages dans une fenêtre intuitive. Elle utilise Redis et Daphne pour une communication rapide et fluide, essentielle pour les consultations médicales

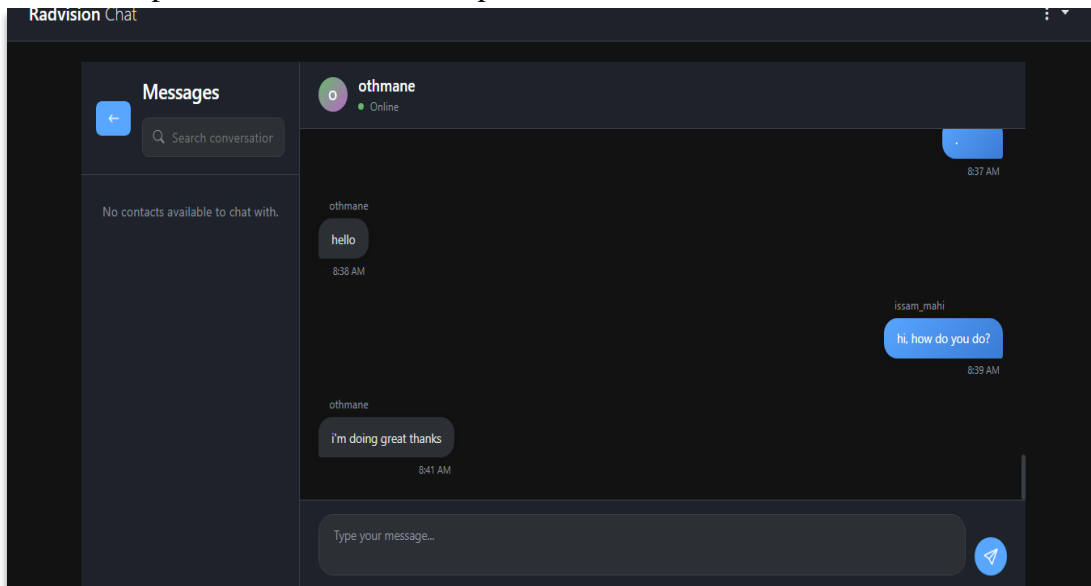


Figure 3.18 : Capture D'écran Interface de chat

Page d'évaluation des experts: Cette page permet aux experts de consulter les prédictions IA et de soumettre leurs évaluations détaillées. Elle offre un formulaire structuré pour garantir des réponses précises et professionnelles.

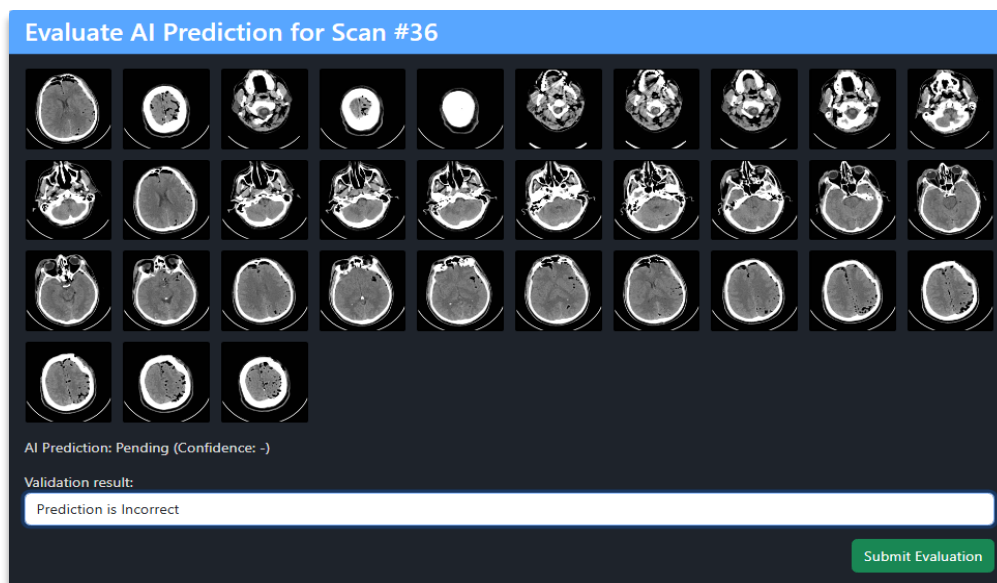


Figure 3.19 : Capture D'écran Page d'évaluation des experts

Page de paiement: Cette page intègre Stripe pour permettre aux patients de payer les évaluations expertes. Elle offre une interface sécurisée et intuitive pour saisir les informations de paiement.

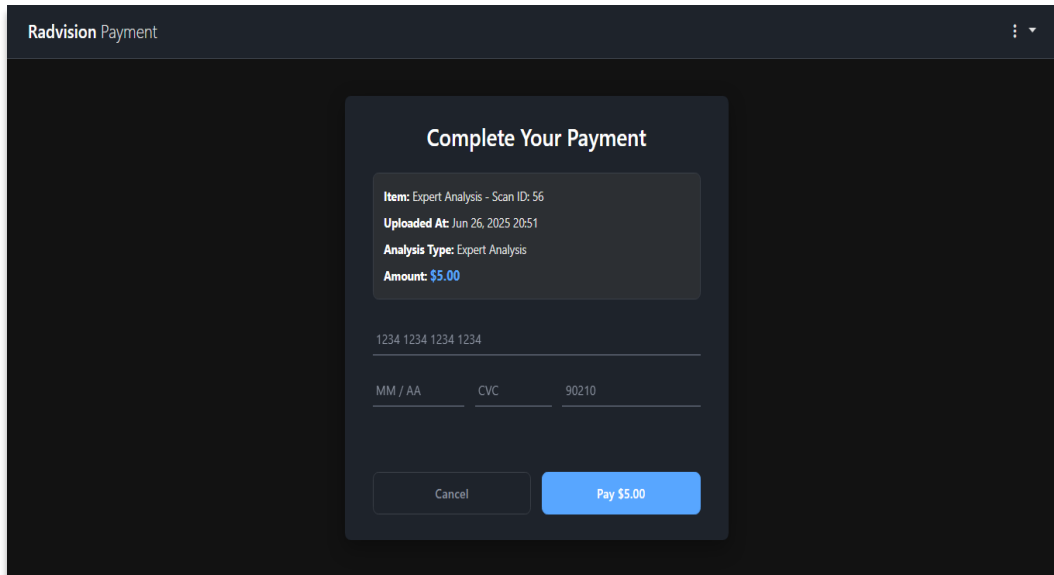


Figure 3.20 : Page de paiement

Tableau de bord expert: Cette capture d'écran montre le tableau de bord des experts, affichant une liste des scans assignés pour examen, avec un accès rapide aux outils de chat et de gestion de profil.

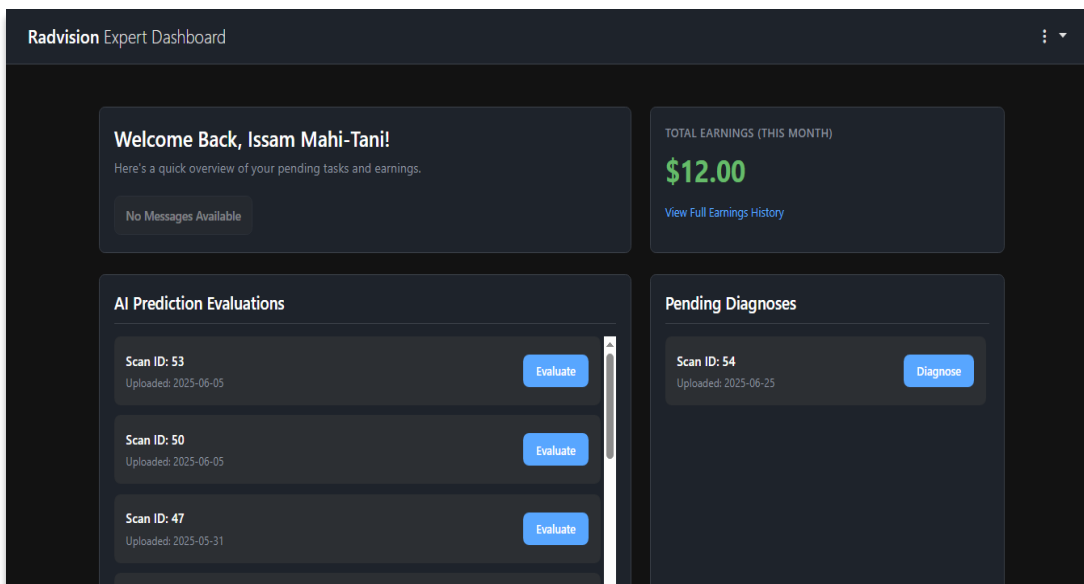


Figure 3.21 : Tableau de bord expert

Page de diagnostic de scan : Cette capture d'écran présente la page de diagnostic de scan, où les experts visualisent les images de scans CT dans une grille, utilisent une visionneuse modale pour zoomer et naviguer entre les tranches, et soumettent des diagnostics détaillés via un formulaire intuitif.

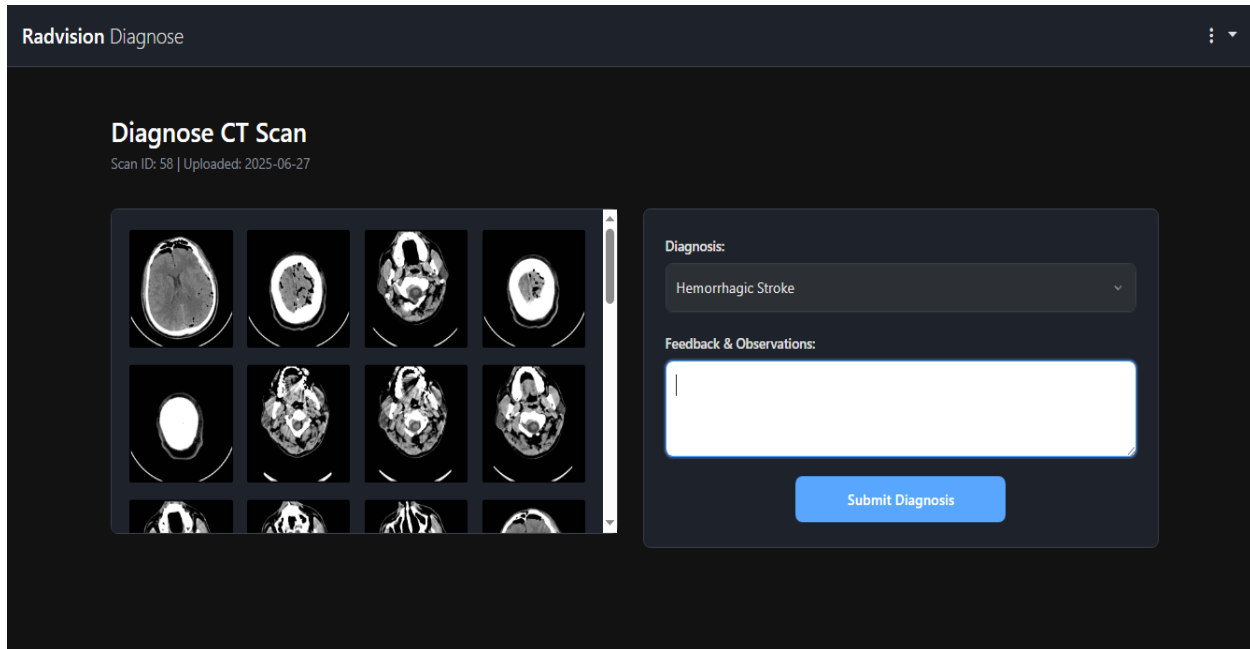


Figure 3.22 : Capture D'écran Page de diagnostic de scan

III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé l'implémentation complète de notre système de détection automatique des AVC, combinant un modèle d'apprentissage profond performant avec une plateforme web interactive et fonctionnelle.

Nous avons commencé par présenter les fondements techniques de l'apprentissage profond appliqué à la classification des AVC, en mettant en œuvre et en comparant plusieurs modèles CNN, notamment ResNet50, DenseNet121 et un modèle personnalisé. L'utilisation du transfert d'apprentissage, combinée à des techniques de prétraitement rigoureuses, nous a permis d'obtenir des bonnes performances, avec une précision globale atteignant 98,44 % pour notre modèle personnalisé. Le processus d'entraînement, les métriques utilisées, ainsi que les résultats obtenus ont été présentés et analysés.

Au-delà de l'aspect algorithmique, une attention particulière a été portée à la conception et au développement de la plateforme web. Celle-ci a été construite à l'aide du framework Django, avec une interface intuitive permettant à l'utilisateur de téléverser des images de scanner sous forme d'archive, de recevoir un diagnostic automatique, et le cas échéant, de passer à une analyse manuelle par un expert.

Nous avons également intégré un système de messagerie en temps réel qui permet aux experts médicaux (radiologues ou neurologues) de communiquer directement avec les utilisateurs. Ce module joue un rôle essentiel dans la validation, la correction des prédictions automatiques et la formulation d'un diagnostic personnalisé. Le système de paiement a été mis en place via Stripe, rendant possible la monétisation des analyses expertes.

L'implémentation du système, dans son ensemble, démontre notre volonté d'aller au-delà de la preuve de concept pour proposer une solution complète, utilisable et extensible. Elle repose sur une base technique solide, une intégration efficace entre les modules IA et web, et une orientation claire vers une utilisation réelle dans un contexte médical.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, nous avons abordé la problématique de la détection et de la classification des AVC à partir d'images de scanner cérébral (CT scan) en utilisant l'apprentissage profond, et plus précisément les réseaux de neurones convolutifs (CNN). L'objectif principal était de concevoir un système performant et fiable, capable d'assister les professionnels de santé dans la prise de décision rapide, en particulier dans les situations d'urgence.

En nous appuyant sur l'apprentissage par transfert et en testant plusieurs architectures de CNN, notamment ResNet50, DenseNet121, ainsi qu'un modèle personnalisé, nous avons obtenu des résultats solides pour distinguer entre les AVC ischémiques, les AVC hémorragiques et les cas normaux. Le modèle personnalisé s'est démarqué par ses performances, atteignant une précision globale de 98,44 %, devant ResNet50 (96,60 %) et DenseNet121 (96,36 %), confirmant l'intérêt de concevoir des architectures adaptées aux spécificités des données médicales

L'un des apports majeurs de notre travail est le développement d'une plateforme web complète et interactive, bâtie avec Django, qui offre deux modes d'analyse : un mode automatique via intelligence artificielle, et un mode payant incluant l'expertise humaine. Lorsqu'un utilisateur sélectionne le mode expert, le professionnel de santé reçoit les images, valide ou corrige les prédictions, émet un diagnostic et peut entrer directement en contact avec le patient via un système de messagerie instantanée intégré. Cette fonctionnalité rend le système plus humain, transparent et cliniquement pertinent.

Cependant, certaines limites demeurent : le système fonctionne uniquement avec des images 2D, sans traitement volumétrique, et nécessite des ressources matérielles importantes pour l'entraînement. Des validations cliniques plus poussées seront aussi nécessaires pour envisager un déploiement réel à large échelle.

Pour la suite, plusieurs pistes d'amélioration sont envisagées : exploration de modèles 3D ou transformers, intégration de données cliniques complémentaires, et ajout de mécanismes d'explicabilité pour améliorer l'interprétabilité des décisions. En somme, ce travail constitue une base solide vers le développement d'outils de diagnostic intelligents, interactifs et accessibles, au service d'une médecine plus rapide, plus connectée et centrée sur le patient.



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen

BUSINESS MODEL CANVAS

BMC

N° de projet :

Faculté/Institut : sciences

Département : informatique

Nom du projet : Diagnostic automatique des AVC par Deep Learning avec Validation des Experts

Encadrant 1 : **MEZIANE ABDELFTTAH**

Encadrant 2 :

Co-encadrant 1 :

Co-encadrant 2 :

Etudiants : - **Latti Othmane**
- **Mahi-Tani Issam**

Année universitaire : 2024/2025

1. Proposition de valeur (Value Proposition) القيمة المقترحة

a. Quels problèmes résolvons-nous pour nos clients ?

ما هي المشاكل التي نحلها لعملائنا ؟

- Manque d'accès rapide à un diagnostic fiable pour les AVC, notamment dans les zones rurales ou pour les patients isolés .
- Risque d'erreurs médicales dans les situations urgentes.
- Difficulté à obtenir une validation experte sans se déplacer.
- Absence de plateforme centralisée et intuitive combinant intelligence artificielle et expertise humaine.

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

ما هي الاحتياجات التي يلبئها منتجاتنا أو خدماتنا لعملائنا؟

- Besoin d'un outil de diagnostic accessible à distance.
- Besoin de fiabilité et de précision dans la classification des AVC.
- Besoin d'un contact humain (expert médical) pour la validation ou la correction d'un résultat.
- Besoin de flexibilité entre analyse gratuite (IA) et analyse payante (expert).
- Besoin d'un retour rapide sans délais hospitaliers ni rendez-vous physiques

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

في ماذا تختلف عروضنا عن تلك التي يقدمها منافسونا؟

- Combinaison unique entre détection automatique par IA et validation humaine par des spécialistes.
- Présence d'une messagerie en temps réel entre patient et médecin, directement sur la plateforme.
- Possibilité de passer d'une analyse IA gratuite à une analyse experte payante sans quitter la plateforme.
- Interface simple, responsive, sans application à installer, accessible à tous.
- Système économique où les experts sont rémunérés, ce qui garantit leur engagement.

d. Quelles est notre proposition unique de valeur ?

ما هو العرض الفريد للقيمة لدينا؟

Une solution de diagnostic hybride, rapide et accessible, qui associe la puissance de l'intelligence artificielle à l'expertise médicale humaine, avec un suivi en temps réel et une plateforme centralisée facile d'utilisation

2. Segments de clients (Customer Segment) انواع العملاء :

a. Quels sont nos clients principaux?

من هم العملاء او الزبائن الرئيسيون؟

- Les patients présentant des symptômes d'AVC ou des signes neurologiques.
- Les individus souhaitant faire une vérification préventive de leur état de santé cérébrale.
- Les cliniques et établissements de santé souhaitant bénéficier d'un service d'analyse rapide et expertisé.

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

ما هي الفئات المختلفة من العملاء التي تستهدفها؟

Les patients (diagnostiqués ou suspects) recherchant une analyse rapide.

Les particuliers en bonne santé voulant faire une vérification à titre préventif.

Les professionnels de santé ou cliniques souhaitant un outil de triage ou de confirmation.

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

ما هي الاحتياجات الخاصة لكل فئة من العملاء؟

Patients : besoin d'un diagnostic rapide, fiable, sans déplacement.

Individus préventifs : besoin de rassurance et d'analyse simple sans rendez-vous médical.

Cliniques : besoin d'un outil d'analyse rapide pour accélérer le triage ou renforcer leurs décisions médicales.

..

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

كيف يمكن تصنيف عملائنا الى مجموعات مختلفة؟

Groupe 1 : Utilisateurs individuels : patients et particuliers

Groupe 2 : Clients institutionnels : cliniques, cabinets médicaux, centres de santé.

3. Relation avec les clients (Consumer Relationships) علاقة مع العملاء :

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

نوع من العلاقة يتوقعه كل فئة من العملاء منا؟

Les patients attendent une relation de confiance, avec des résultats clairs, sécurisés et validés.

Les individus recherchent une expérience fluide et autonome, mais avec la possibilité de parler à un expert si nécessaire.

Les cliniques s'attendent à un service fiable, réactif et compatible avec leurs besoins professionnels.

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

كيف نحافظ حاليًا على العلاقات مع عملائنا؟

Via la plateforme web, qui centralise tout : téléversement, résultats, suivi.

Par le biais de la messagerie en temps réel intégrée, permettant une interaction directe entre patient et expert.

Grâce à une interface claire qui guide l'utilisateur à chaque étape.

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

يمكننا تحسين أو تخصيص تفاعلاتنا مع عملائنا؟ كيف

En ajoutant un historique des analyses avec notifications de suivi.

En intégrant un système de feedback ou de notation des experts.

En proposant une personnalisation de l'expérience selon le profil (utilisateur individuel ou clinique).

En offrant un support client plus interactif (FAQ dynamique, chat IA de pré-aide, etc.).

4-Canaux de distribution (Channels) قنوات التوزيع :

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

أي قنوات يفضل عملاؤنا أن يتم التواصل معهم؟ من خلال :

Via une plateforme web accessible depuis un téléphone ou un ordinateur sans installation.

Par e-mail ou SMS pour recevoir les résultats ou les notifications importantes.

Par chat intégré pour échanger avec l'expert médical.

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

هي القنوات الأكثر فعالية للوصول إلى كل فئة من العملاء؟ ما

Pour les patients et individus : les campagnes de marketing en ligne, les réseaux sociaux, et le référencement web.

Pour les cliniques : le contact direct (visite ou présentation), les partenariats institutionnels, ou via des forums professionnels.

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

يمكننا دمج مختلف القنوات لتحسين تجربة العملاء؟ كيف

En connectant la plateforme web, le chat, et les e-mails de notification dans un seul espace fluide.

En automatisant certains rappels (ex : confirmation d'envoi, fin de traitement, retour expert).

En adaptant l'interface selon le type de client (individu ou établissement médical) pour plus de clarté.

5-Partenaires clés (Key Partnerships): الشراكة الرئيسية:

a. Qui sont nos partenaires clés ?

من هم شركاؤنا الرئيسيون؟

Les experts médicaux (radiologues et neurologues) qui réalisent les analyses manuelles et apportent la validation clinique.

Les cliniques et centres de santé partenaires qui utilisent ou recommandent la plateforme.

Le fournisseur de paiement (ex. : Stripe) pour la gestion sécurisée des transactions.

Les fournisseurs de données médicales (datasets publics ou partenariats académiques).

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 ?

ما هي الشراكات التي تساعدنا على خفض التكاليف أو الوصول إلى موارد جديدة أو تحسين قيمتنا المقترحة؟

La collaboration avec des experts médicaux indépendants permet de proposer un service de qualité sans internaliser tout le personnel médical.

Les partenariats avec des hôpitaux ou universités permettent l'accès à des données réelles ou des validations scientifiques.

L'utilisation de services tiers comme Stripe réduit les coûts de développement liés au paiement.

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

كيف يمكننا مزامنة مصالحنا مع تلك لشركائنا؟

En proposant une rémunération attractive aux experts pour les motiver à s'impliquer activement.

En valorisant les partenaires institutionnels via une visibilité sur la plateforme ou un accès privilégié aux fonctionnalités.

En établissant des accords gagnant-gagnant basés sur la qualité de service, la confiance mutuelle et l'évolution conjointe de la plateforme.

6-Activités clés (Key Activities) : الأنشطة الرئيسية:

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

ما هي الأنشطة الرئيسية التي يجب علينا القيام بها لتقديم قيمتنا المقترحة؟ ما

Développement et amélioration continue du modèle d'IA.

Intégration fluide entre l'analyse automatique et la validation humaine.

Mise en place et maintenance d'une plateforme fonctionnelle et sécurisée.

- b. Quelles sont les opérations essentielles pour notre entreprise ?

ما هي العمليات الأساسية لشركتنا؟

Traitement des images médicales (téléversement, prédiction, retour).

Gestion de la communication entre patients et experts.

Gestion des paiements et du suivi des services rendus.

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

ما هي الأنشطة التي تخلق أكبر قيمة لعملائنا؟

Délivrance rapide de résultats fiables.

Possibilité de validation humaine sur demande.

Interface simple et accessible pour tous.

7. Ressources clés (Key resources) : الموارد الرئيسية

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

ما هي الأصول المادية وغير المادية والبشرية الأساسية لدينا؟

Modèles IA entraînés

Plateforme web.

Réseau d'experts médicaux

Jeux de données médicaux

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

هي الأدوات والتكنولوجيا أو الشراكات التي نحتاجها لتحقيق النجاح؟ ما

Framework Django pour le développement web.

Fournisseur des paiements.

Bibliothèques IA (TensorFlow/Keras, PyTorch).

Hébergement sécurisé (cloud).

Partenariat avec experts et structures médicales.

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

ما هي المزايا التنافسية الرئيسية لمواردنا؟

Architecture technique intégrée et fonctionnelle.

Base IA robuste, performante et réutilisable.

Présence d'experts qualifiés intégrés dans la boucle.

Système tout-en-un (analyse, validation, contact, paiement).

8. Charges et coûts (Coste structure) : التكاليف

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

ما هي التكاليف الثابتة والمتغيرة المرتبطة بنموذجنا الاقتصادي؟

Coûts fixes : hébergement, maintenance technique, sécurité.

Coûts variables : paiement des experts, commissions Stripe.

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

ما هي التكاليف الأكثر أهمية لشركتنا؟

Infrastructure technique ($\approx 120\ 000$ DA/an).

Maintenance technique ($\approx 75\ 000$ DA/an).

Rémunération des experts (variable).

Marketing ($\approx 45\ 000$ DA/an).

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

كيف يمكننا خفض التكاليف أو تحسين كفاءة عملياتنا ؟

Optimisation des ressources cloud.

Automatisation de certaines tâches internes (prétraitement, support).

Utilisation d'outils open source et API existantes.

..

9. Revenus (Revenue) : مصادر الدخل**a. Quels produits ou services nos clients sont-ils prêts à payer ?**

ما هي المنتجات أو الخدمات التي يكون عملاؤنا على استعداد لدفع ثمنها؟

Analyse manuelle par un expert médical.

Diagnostic complet avec discussion en temps réel.

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

ما هي الطرق المختلفة التي يمكننا من خلالها تحقيق الدخل؟

Commission sur les analyses expertes payantes.

Paiements directs des cliniques pour usage régulier.

(Futur) : abonnements pour structures médicales.

c. Quel est notre modèle de tarification ?

هو نموذج التسعير لدينا؟

- Paiement à l'usage (par analyse).
- Montant fixe par diagnostic expert (une partie reversée à l'expert, l'autre à la plateforme).
- Tarification progressive selon le volume pour les structures médicales.

Business Model Canevas : BMC

Partenaires clés
Key Partnerships

الشراكة
الرئيسية

Radiologues et
neurologues

Cliniques
partenaires

Fournisseurs de
services de
paiement

Activités clés
Key Activities

الأنشطة
الرئيسية

Traitement d'images
médicales

Entraînement et mise à
jour du modèle

Gestion des experts et
paiements

Ressources clés
Key resources

الموارد
الرئيسية

Modèles IA entraînés

Plateforme Django

Réseau d'experts
médicaux

Données médicales
CT

**Proposition de
valeur**
Value Proposition

القيمة المقترحة

Diagnostic rapide
et fiable des AVC

Analyse hybride
IA + expert

Plateforme
accessible à
distance

Suivi médical en
temps réel

Experts rémunérés
et disponibles

Relation clients
Consumer
Relationship

العلاقة مع العملاء
Libre-service via
IA

**Interaction
humaine sur
demande**

Messagerie

**Canaux de
distribution**
Channels

قنوات التوزيع

Plateforme web
(PC/mobile)

Chat intégré

Notifications par
email

Segment client
Customer
Segment

انواع العملاء

Patients
présentant des
symptômes
d'AVC

Individus
Cliniques et
hôpitaux

Coûts

Coste structure

التكاليف

Serveurs cloud (~120 000 DA/an), Maintenance (~75 000 DA/an),

Paiement des experts (variable), Strine (variable)

Revenus (Revenue) : مصادر الدخل

Commission sur chaque diagnostic
(Futur) Abonnements

REFERENCE ET BIBLIOGRAPHIE

- [1] “Heart Disease and Stroke Statistics—2023 Update: A Report From the American Heart Association | Circulation.” . [Online]. Available: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIR.0000000000001123>
- [2] CDC, “Stroke Facts,” Stroke. . [Online]. Available: <https://www.cdc.gov/stroke/data-research/facts-stats/index.html>
- [3] “Accident vasculaire cérébral ischémique - Troubles du cerveau, de la moelle épinière et des nerfs,” Manuels MSD pour le grand public. . [Online]. Available: <https://www.msdmanuals.com/fr/accueil/troubles-du-cerveau-de-la-moelle-epiniere-et-des-nerfs/accident-vasculaire-cerebral/accident-vasculaire-cerebral-ischemique>
- [4] “Qu’est-ce qu’un AVC?,” Fondation des maladies du cœur et de l’AVC du Canada. . [Online]. Available: <https://www.coeuretavc.ca/fr-ca/avc/questce-quun-avc/>
- [5] “Présentation de l’accident vasculaire cérébral hémorragique - Troubles du cerveau, de la moelle épinière et des nerfs,” Manuels MSD pour le grand public. . [Online]. Available: <https://www.msdmanuals.com/fr/accueil/troubles-du-cerveau-de-la-moelle-epiniere-et-des-nerfs/accident-vasculaire-cerebral/presentation-de-l-accident-vasculaire-cerebral-hemorragique>
- [6] “Les facteurs de risque - L’accident vasculaire cérébral - Genève - HUG - HUG.” . [Online]. Available: <https://www.hug.ch/accident-vasculaire-cerebral/facteurs-risque>
- [7] “Tomodensitométrie,” Wikipédia. Jun. 24, 2025. . [Online]. Available: <https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Tomodensitom%C3%A9trie&oldid=226766285>
- [8] “Le scanner ou l’examen de tomodensitométrie (TDM) : tout savoir.” . [Online]. Available: <https://sante.lefigaro.fr/sante/examen/scanner/quest-ce-que-cest-0>
- [9] “Imagerie médicale et anatomie radiologique,” Kenhub. . [Online]. Available: <https://www.kenhub.com/fr/library/anatomie/imagerie-medecale-et-anatomie-radiologique>
- [10] “Machine Learning : Définition, fonctionnement, utilisations.” . [Online]. Available: <https://datascientest.com/machine-learning-tout-savoir>
- [11] “Deep Learning ou Apprentissage Profond : qu’est-ce que c’est ?” . [Online]. Available: <https://datascientest.com/deep-learning-definition>
- [12] jason pryslak, “Visuals depicting the relationship between AI and other related terms,” Medium. . [Online]. Available: <https://medium.com/@jpriceless/visuals-depicting-the-relationship-between-ai-and-other-related-terms-8098520be8c4>

- [13] S. Deb, "Deep Learning With Python — A Comprehensive Guide to Deep Learning," Edureka. . [Online]. Available: <https://medium.com/edureka/deep-learning-with-python-2adb6e9437d>
- [14] "Convolutional Neural Network : Tout ce qu'il y a à savoir." . [Online]. Available: <https://datascientest.com/convolutional-neural-network>
- [15] S. Allam, "Understanding the Layers of Convolutional Neural Networks (CNNs)," Medium. . [Online]. Available: <https://surendraallam.medium.com/understanding-the-layers-of-convolutional-neural-networks-cnns-0aed567a7ca5>
- [16] "Convolutional Neural Network (CNN), qu'est-ce que c'est ?" . [Online]. Available: <https://www.intelligence-artificielle-school.com/ecole/technologies/convolutional-neural-network/>
- [17] "ResNet (Residual Networks) expliqué | Ultralytics." . [Online]. Available: <https://www.ultralytics.com/fr/glossary/residual-networks-resnet>
- [18] A. Shoukat, S. Akbar, S. A. Hassan, S. Iqbal, A. Mehmood, and Q. M. Ilyas, "Automatic Diagnosis of Glaucoma from Retinal Images Using Deep Learning Approach," *Diagnostics*, vol. 13, no. 10, Art. no. 10, Jan. 2023, doi: 10.3390/diagnostics13101738.
- [19] "Deep Learning Architectures Explained: ResNet, InceptionV3, SqueezeNet | DigitalOcean." . [Online]. Available: <https://www.digitalocean.com/community/tutorials/popular-deep-learning-architectures-resnet-inceptionv3-squeezenet>
- [20] A. BRITAL, "Inception V2 CNN Architecture Explained .," Medium. . [Online]. Available: <https://medium.com/@AnasBrital98/inception-v2-cnn-architecture-explained-128464f742ce>
- [21] D.-K. Kim, "Xception: Deep Learning's Leap Beyond Inception," Medium. . [Online]. Available: <https://medium.com/@kdk199604/xception-deep-learnings-leap-beyond-inception-05a708c205f9>
- [22] "About SQLite." Accessed: 2025. [Online]. Available: <https://sqlite.org/about.html>
- [24] F. Salahshourinejad, "Segmentation des Lésions d'AVC en Utilisant l'Apprentissage Profond et les Contours Actifs," These en préparation, Amiens, 2024. . [Online]. Available: <https://theses.fr/s406858>
- [25] "Python : Focus sur le langage le plus populaire." . [Online]. Available: <https://datascientest.com/python-tout-savoir>
- [26] "Django : Tout sur le framework de développement web en Python." . [Online]. Available: <https://datascientest.com/django-tout-savoir>

- [27] “PyTorch : Tout savoir sur ce logiciel open source - IA School.” . [Online]. Available: <https://www.intelligence-artificielle-school.com/ecole/technologies/pytorch-tout-savoir-sur-ce-logiciel-open-source/>
- [28] “Bootstrap : Guide complet, astuces et tutoriels pour bien débiter - CSS débutant.” . [Online]. Available: <https://www.cssdebutant.com/bootstrap-guide-complet-astuces-et-tutoriels-pour-bien-debuter/>
- [29] “Redis: La database NoSQL la plus appréciée des développeurs.” . [Online]. Available: <https://datascientest.com/redis-tout-savoir>
- [30] “Stripe : la meilleure solution de paiement en ligne ? – WikiPME.” . [Online]. Available: <https://www.wikipme.fr/stripe-la-meilleure-solution-de-paiement-en-ligne/>
- [31] “• RadiAnt DICOM Viewer : RadiAnt DICOM Viewer RadiAnt.com/info
- [32] “iNME VERi SETi (STROKE DATASET).” . [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/orvile/inme-veri-seti-stroke-dataset>
- [33] “Métriques en Machine Learning : Tout ce qu’il faut savoir.” . [Online]. Available: <https://datascientest.com/metriques-en-machine-learning>
- [34] “Qu’est-ce que le ReCALL en intelligence artificielle ?” . [Online]. Available: <https://www.intelligence-artificielle-school.com/ecole/technologies/recall-definition/>
- [35] “Matrice de confusion : qu’est-ce que c’est et comment l’utiliser ?” . [Online]. Available: <https://datascientest.com/matrice-de-confusion>