



Rapport de Stage Obligatoire d'Eté

Présenté par

Ben Omrane Mohamed Salim

Niveau : 4 éme année

Spécialité : Réseau et Télécommunication

**Développement d'une Plateforme Innovante
pour Détection et Traitement Non Invasifs des Tumeurs
par Sonogénétique et IA**

Réalisé au sein de: Talan Tunisie International



Rapport de Stage Obligatoire d'Eté

Présenté par

Ben Omrane Mohamed Salim

Niveau : 4 éme année

Spécialité : Réseau et Télécommunication

**Développement d'une Plateforme Innovante
pour Détection et Traitement Non Invasifs des Tumeurs
par Sonogénétique et IA**

Réalisé au sein de: Talan Tunisie International

Responsable à l'entreprise

.....

Date :/...../.....

Responsable à l'INSAT

.....

Date :/...../.....

Contents

Introduction	1
1 Présentation de l'Entreprise	2
1 Présentation de l'entreprise	2
2 Sécteurs d'activités	3
2 Paramètres du Projet	4
1 Contexte du Projet	4
2 Description du projet	5
3 Besoins Fonctionnels	5
4 Besoins Non fonctionnels	6
5 Project Methodology CRISP-DM	7
3 État de l'Art	8
1 Introduction	8
2 Problématique	8
3 Revue de la Littérature	9
3.1 Biopsie Traditionnelle et Limites	9
3.2 Innovations en Sonogénétique	9
4 Solutions Existantes	9
5 Notre Solution : La Sonogénétique	10
5.1 Définition de la Sonogénétique	10
5.2 Application de la Sonogénétique dans Notre Solution	10
6 Modèles de Deep Learning utilisés	11
6.1 U-Net pour l'Imagerie IRM	11

6.2	Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	11
6.3	Régression Multiple	11
7	Conclusion	12
4	Collecte et Compréhension des Données	13
1	Introduction	13
2	Data utilisées	13
5	Modélisation et Évaluation	15
1	Introduction	15
2	U-NET	16
2.1	concept de base et architecture	16
2.2	évaluation	17
3	ANN	18
3.1	concept de base et architecture	18
3.2	évaluation	18
4	Régression Multiple	18
4.1	concept de base et architecture	18
4.2	évaluation	19
5	chaîne de valeur	19
6	Deployment	21
1	Introduction	21
2	Technologies Utilisées	21
3	Modélisation conceptuelle	22
3.1	Diagrammes de cas d'utilisation	23
3.2	Diagramme de classes	24
4	Implémentation	25
4.1	Outils	25
4.2	Environnements de Travail	25
5	Résultats	26
5.1	Landing Page	26
5.2	Dashboard	26

5.3	La Phase de Detection par IRM et par ultrason	27
5.4	La Phase de Traitement par Ultrason	29
5.5	La Phase de Gestion des Patients	30
5.6	chatbot	32
7	Difficultés Rencontrées et Solutions Apportées	34
1	Bilan du Stage	36
2	Perspectives d'Avenir	36

List of Figures

1.1	Logo Talan	2
2.1	Crisp-DM architecture	7
3.1	Pistolet automatique à usage unique pour biopsie	10
3.2	Traitement du cancer avec Ultrasons	11
4.1	exemple d'image IRM de cerveau du dataset BRAIM MRI	14
5.1	example d'architecture UNET	17
5.2	schéma explicatif de la chaine de valeurs	20
6.1	Diagrammes de cas d'utilisation	23
6.2	Diagrammes de classes	24
6.3	Landing Page	26
6.4	Dashboarded Page	27
6.5	Page de Detection	28
6.6	Page de Prédition des ondes ultrasons	28
6.7	Page de Traitment	29
6.8	Page de Prédition des ondes ultrasons pour le traitement	30
6.9	Liste des patients	30
6.10	Ajouter un nouveau patient	31
6.11	Fiche Medicale	31
6.12	Detail de seance	32
6.13	Demo de Chatbot	32

Introduction générale

L'intelligence artificielle, par sa capacité à analyser des volumes massifs de données et à détecter des patterns complexes, est devenue un outil incontournable dans le domaine médical. Des diagnostics plus précis, des traitements personnalisés et la découverte de nouveaux médicaments sont autant d'exemples où l'IA joue un rôle crucial. En particulier, l'IA permet de développer des solutions non invasives pour le diagnostic et le traitement des maladies, réduisant ainsi les risques et les inconforts pour les patients.

Parmi les innovations les plus récentes, la sonogénétique émerge comme une approche révolutionnaire. Cette technologie utilise des ultrasons pour moduler l'activité des cellules, offrant une alternative non invasive aux traitements traditionnels du cancer. En combinant la sonogénétique avec l'IA, il est possible de créer des systèmes capables de détecter et de traiter les tumeurs avec une précision et une efficacité accrues. Ces avancées non seulement améliorent le confort des patients, mais ouvrent également la voie à de nouvelles stratégies thérapeutiques pour lutter contre le cancer.

Ainsi, l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques médicales, et spécifiquement dans des techniques comme la sonogénétique, représente une étape majeure dans l'évolution des soins de santé, offrant des solutions prometteuses pour des maladies aussi complexes que le cancer.

1

Présentation de l'Entreprise

1 Présentation de l'entreprise

Talan est une entreprise internationale spécialisée dans le conseil en innovation technologique et la transformation numérique. Avec une expertise couvrant divers domaines, Talan accompagne des organisations de premier plan dans leur transition vers le numérique. Le projet sur lequel j'ai travaillé au sein de Talan s'inscrit dans cette démarche d'innovation, en abordant un sujet à la croisée de l'informatique et de la biologie : l'optimisation des solutions de détection et de traitement du cancer via la sonogénétique.



Figure 1.1: Logo Talan

2 Sécteurs d'activités

Talan intervient dans une variété de secteurs d'activités, chacun bénéficiant de l'expertise de l'entreprise en matière de conseil en innovation technologique et de transformation numérique. Voici les principaux secteurs dans lesquels Talan est actif :

Finance: Talan accompagne les institutions bancaires et financières dans leurs transformations stratégiques et opérationnelles. Cela inclut la gestion de la régulation financière, l'optimisation des opérations de marché et l'intégration de technologies innovantes telles que l'IA et la Blockchain. Présente sur les principales places financières mondiales, Talan offre un accompagnement global et personnalisé.

Assurance : Talan répond aux défis du secteur de l'assurance en optimisant les coûts, en fidélisant la clientèle et en innovant les offres et services. L'entreprise soutient les courtiers, compagnies d'assurance et mutuelles dans leur digitalisation et leur conformité réglementaire. Elle facilite également la transformation des systèmes d'information pour améliorer l'expérience client..

Énergie et Environnement : Depuis plus de quinze ans, Talan aide ses clients à transformer leurs organisations et systèmes d'information face aux enjeux énergétiques et environnementaux. Les missions incluent la transition énergétique, l'optimisation de la distribution grâce aux technologies communicantes et l'utilisation de solutions Big Data et Cloud. Talan soutient également la digitalisation et la gestion des risques liés à l'énergie et à l'environnement.

2

Paramètres du Projet

1 Contexte du Projet

Nous avons tous été touché auprès ou de loin par quelqu'un atteint du cancer. Malheureusement, malgré les siècles de recherche, ce fléau continue à échapper à une solution définitive que ce soit par un vaccin ou traitement curatif. La question qui se pose ici: l'intelligence artificielle qui a révolutionné tant d'aspects dans notre vie moderne, pourrait-elle enfin vaincre ce virus. c'est précisément ce que propose notre solution sonocure qui fusionne la puissance de l'ia avec la sono génétique. Le projet se situe à l'intersection de la médecine, de la biotechnologie et de l'informatique. Le diagnostic et le traitement du cancer sont traditionnellement réalisés par des méthodes invasives, telles que les biopsies, qui peuvent entraîner des douleurs, des complications et un inconfort significatif pour les patients. Ces méthodes invasives nécessitent souvent des interventions chirurgicales pour prélever des échantillons de tissus, ce qui peut retarder le diagnostic et le traitement du cancer. Dans ce contexte, il devient crucial de développer des approches non invasives qui réduisent les risques pour les patients tout en améliorant la précision et la rapidité du diagnostic.

2 Description du projet

Le projet est structuré autour de trois axes principaux : la détection, la prédiction et le traitement.

Détection des tumeurs : La première phase implique l'utilisation de modèles de deep learning pour analyser des images IRM et détecter la présence de tumeurs. Un modèle de type U-Net est utilisé pour segmenter les images et identifier les zones suspectes.

Prédiction des paramètres d'ultrasons : Une fois les tumeurs détectées, des modèles d'intelligence artificielle, tels que les réseaux de neurones artificiels (ANN), sont utilisés pour prédire les paramètres optimaux des ultrasons nécessaires à la détection et au traitement des tumeurs. Ces paramètres incluent l'intensité, la fréquence et la durée des ondes ultrasonores.

Traitements des tumeurs : En fonction des prédictions, les ultrasons sont appliqués pour traiter les tumeurs identifiées. L'objectif est de détruire les cellules cancéreuses tout en minimisant les dommages aux tissus sains environnants.

Gestion des patients : Une plateforme est développée pour permettre aux médecins de gérer les informations des patients, de suivre les séances de traitement et de surveiller l'évolution des tumeurs. Cette plateforme vise à faciliter l'intégration de la solution dans le flux de travail clinique.

3 Besoins Fonctionnels

Les besoins fonctionnels du projet comprennent :

Détection précise des tumeurs à partir d'images IRM : Intégrer un modèle de deep learning capable de segmenter les images IRM et de détecter les tumeurs avec une précision élevée. La détection doit inclure des détails sur la taille et la localisation des tumeurs.

Prédiction des paramètres d'ultrasons pour la détection : Utiliser des modèles de machine learning pour déterminer les paramètres optimaux d'ultrasons qui maximisent la précision de la détection tout en minimisant les risques pour le patient.

Prédiction des paramètres d'ultrasons pour le traitement : Développer des

modèles prédictifs capables de définir les paramètres d’ultrasons nécessaires pour le traitement des tumeurs, en tenant compte des caractéristiques spécifiques de chaque patient.

Gestion des informations des patients et des séances : Créer une interface utilisateur permettant de stocker, organiser et accéder facilement aux données des patients, aux résultats de la détection et aux paramètres de traitement.

Intégration d’un assistant virtuel : Mettre en place un assistant virtuel capable de répondre aux questions spécifiques au domaine de la biologie et de fournir une assistance en temps réel.

4 Besoins Non fonctionnels

Protection des données : Il est crucial de garantir la sécurité et la confidentialité des données médicales des patients en mettant en œuvre des protocoles de sécurité rigoureux pour empêcher tout accès non autorisé.

Efficacité et Extensibilité : La plateforme doit avoir la capacité de gérer efficacement un volume élevé de données et de délivrer des résultats en temps réel. Elle doit également être extensible pour répondre à des besoins croissants et permettre des intégrations futures sans compromettre les performances.

Compatibilité et Intégration : La solution doit s’intégrer de manière fluide avec les systèmes d’information de santé (HIS) en place dans les établissements médicaux, facilitant ainsi une adoption sans heurts.

Fiabilité et Durabilité : Les modèles utilisés doivent être fiables, assurant des résultats précis et cohérents même dans des environnements divers et avec des données de qualité inégale.

5 Project Methodology CRISP-DM

Pour structurer le développement du projet, la méthodologie CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) a été adoptée. Cette méthodologie comprend les étapes suivantes :

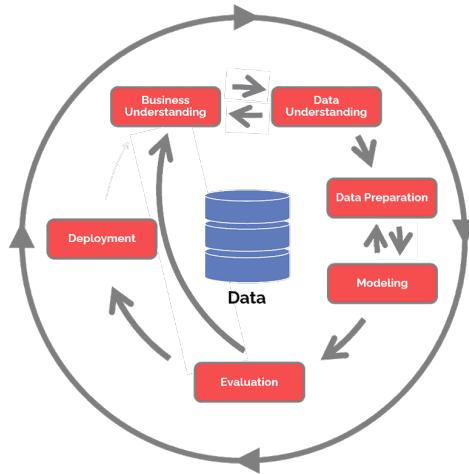


Figure 2.1: Crisp-DM architecture

1. **Compréhension des affaires** : Définir les objectifs du projet, comprendre les besoins des utilisateurs finaux et déterminer les critères de succès.
2. **Compréhension des données** : Collecter et analyser les données disponibles, identifier les sources de données, et comprendre les caractéristiques des données (qualité, structure, etc.).
3. **Préparation des données** : Nettoyer et transformer les données pour les rendre compatibles avec les modèles de machine learning. Cela inclut la normalisation, l'encodage des variables catégorielles, et la gestion des données manquantes.
4. **Modélisation** : Développer et entraîner les modèles de deep learning pour la détection et la prédiction. Cette étape implique la sélection des algorithmes appropriés, l'entraînement des modèles, et l'optimisation des hyperparamètres.
5. **Évaluation** : Tester les modèles pour évaluer leur performance et leur précision. Comparer les résultats avec les critères de succès définis lors de la compréhension des affaires.
6. **Déploiement** : Intégrer les modèles dans une application pratique, les mettre en production et assurer leur maintenance. Préparer la documentation et former les utilisateurs finaux à l'utilisation de la solution.

3

État de l'Art

1 Introduction

Le cancer est l'une des maladies les plus complexes à diagnostiquer et à traiter. Les méthodes actuelles, telles que les biopsies et certaines formes de radiothérapie, bien qu'efficaces, sont invasives et peuvent entraîner des complications pour les patients. Dans ce contexte, la sonogénétique émerge comme une alternative prometteuse, offrant une approche non invasive pour la détection et le traitement des cancers grâce à l'utilisation des ultrasons et de l'intelligence artificielle (IA).

2 Problématique

Le diagnostic du cancer repose encore majoritairement sur des méthodes invasives, comme les biopsies, qui sont douloureuses et présentent des risques de complications. Le besoin de solutions non invasives est donc crucial pour améliorer le confort des patients et favoriser une détection plus précoce des tumeurs. Ce projet vise à combiner l'ultrason et

l'intelligence artificielle pour créer une solution innovante dans ce domaine.

3 Revue de la Littérature

3.1 Biopsie Traditionnelle et Limites

La biopsie est la méthode de référence pour diagnostiquer le cancer, mais elle est invasive et inconfortable. Des recherches récentes [1] insistent sur la nécessité de développer des alternatives non invasives pour réduire ces inconvénients.

3.2 Innovations en Sonogénétique

L'article "*Noninvasive Alternative to Cancer Biopsy*" [2] publié dans *Physics Magazine* explore l'utilisation des ultrasons pour obtenir des informations génétiques sur les tumeurs, ce qui pourrait remplacer les biopsies traditionnelles et offrir une détection plus précoce et précise du cancer.

En plus du diagnostic, les ultrasons combinés à des microbulles et à la radiothérapie offrent une nouvelle voie prometteuse pour le traitement du cancer. Selon une étude récente [3], l'utilisation de microbulles stimulées par ultrasons (USMB) en synergie avec la radiothérapie peut endommager les vaisseaux tumoraux, entraînant la mort des cellules tumorales. Cette technique améliore l'efficacité de la radiothérapie tout en réduisant les doses nécessaires, ce qui pourrait révolutionner le traitement des tumeurs en augmentant l'efficacité tout en minimisant les effets secondaires sur les tissus sains.

4 Solutions Existantes

Les méthodes traditionnelles de diagnostic, telles que les biopsies, sont efficaces mais présentent des inconvénients majeurs en termes de confort et de risques. L'utilisation des ultrasons dans des contextes non invasifs est en pleine expansion et se révèle prometteuse.

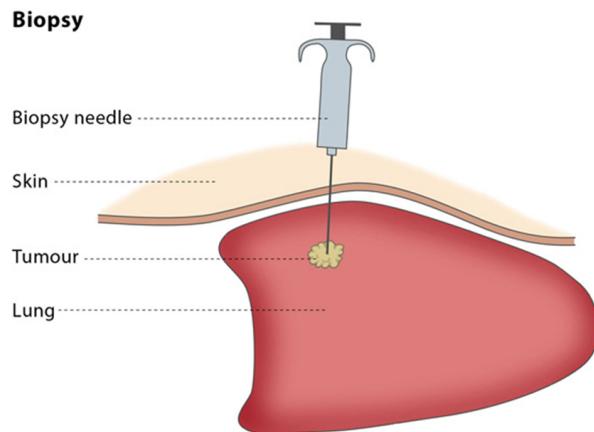


Figure 3.1: Pistolet automatique à usage unique pour biopsie

5 Notre Solution : La Sonogénétique

5.1 Définition de la Sonogénétique

La sonogénétique est une technologie émergente en biotechnologie qui utilise des ondes ultrasonores pour moduler l'activité de cellules spécifiques sans intervention invasive.

5.2 Application de la Sonogénétique dans Notre Solution

Notre projet combine la sonogénétique avec l'intelligence artificielle pour créer une solution innovante, non invasive, pour le diagnostic et le traitement du cancer. Les ultrasons sont utilisés pour libérer des biomarqueurs dans le sang, permettant une détection facile via une prise de sang. De plus, les ultrasons de haute fréquence, associés à des microbulles thérapeutiques, ciblent et détruisent les cellules cancéreuses avec précision, minimisant ainsi les effets secondaires.

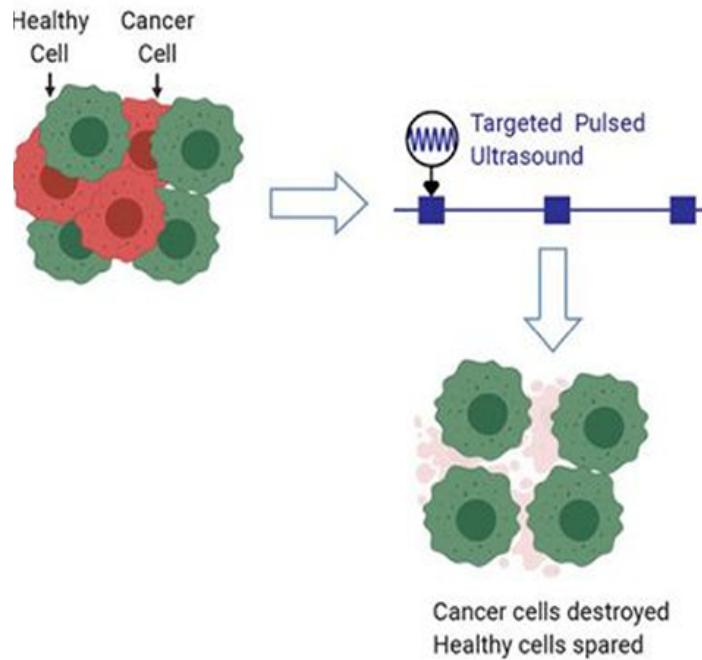


Figure 3.2: Traitement du cancer avec Ultrasons

6 Modèles de Deep Learning utilisés

6.1 U-Net pour l’Imagerie IRM

Le U-Net est un réseau de neurones convolutifs conçu pour la segmentation d’images médicales, notamment les IRM, permettant de différencier les zones d’intérêt, telles que les tumeurs.

6.2 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)

Les ANN sont composés de neurones artificiels interconnectés, utilisés pour une variété de tâches comme la classification et la prédiction, formant la base de nombreux modèles de Machine Learning.

6.3 Régression Multiple

La régression multiple est utilisée pour modéliser la relation entre une variable dépendante et plusieurs variables indépendantes, utile pour prédire des valeurs continues à partir de

multiples caractéristiques.

7 Conclusion

Ce chapitre met en lumière l'importance des innovations dans le diagnostic et le traitement du cancer. La sonogénétique, combinée à l'intelligence artificielle, offre une alternative non invasive aux méthodes traditionnelles, potentiellement plus confortable et plus précise. En intégrant des concepts avancés de Machine Learning et des modèles de Deep Learning, tels que le U-Net et les réseaux de neurones artificiels, ce projet vise à améliorer considérablement les pratiques actuelles en matière de soins contre le cancer.

4

Collecte et Compréhension des Données

1 Introduction

Les données nécessaires ont été collectées auprès de différentes sources, incluant des bases de données médicales, et ont été prétraitées pour être utilisées dans les modèles d'apprentissage profond.

2 Data utilisées

1. **images médicales** :Le LGG Segmentation Dataset [4] est un jeu de données qui contient des images IRM du cerveau accompagnées de masques de segmentation manuels pour les anomalies FLAIR (fluid-attenuated inversion recovery). Ce jeu de données a été utilisé dans plusieurs études, notamment celles de Mateusz Buda et Maciej A. Mazurowski, pour explorer l'association entre les sous-types génomiques des gliomes de bas grade et les caractéristiques morphologiques extraites automatiquement par un algorithme d'apprentissage profond.

Les images proviennent de la collection TCGA (The Cancer Genome Atlas) pour les gliomes de bas grade, incluant 110 patients avec des séquences FLAIR disponibles. Les données sur les clusters génomiques des tumeurs et les informations sur les patients sont incluses dans un fichier CSV (data.csv). Ce jeu de données est particulièrement utile pour l'entraînement de modèles de deep learning, tels que le modèle U-Net, afin de détecter et segmenter les tumeurs dans les images IRM, en facilitant ainsi l'analyse radiogénomique et l'association avec les sous-types génomiques des tumeurs.

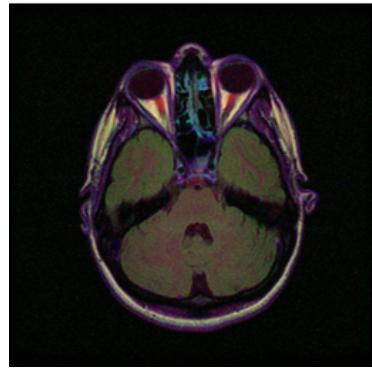


Figure 4.1: exemple d'image IRM de cerveau du dataset BRAIM MRI

2. **données générées par l'IA** :Pour enrichir l'entraînement des modèles de deep learning et améliorer la précision des prédictions, des jeux de données synthétiques ont été générés automatiquement, incluant des caractéristiques telles que le sexe, la profondeur de la tumeur (profonde ou superficielle), l'organe affecté, l'âge du patient et le type de tumeur. Ces données additionnelles permettent de simuler divers scénarios cliniques et de mieux capturer les variations inter-individuelles. En utilisant ces informations, les modèles peuvent prédire avec plus de précision les paramètres optimaux d'ultrasons pour le traitement, notamment l'intensité, la fréquence et la durée des séances de détection ou de traitement, assurant ainsi une thérapie plus personnalisée et efficace pour chaque patient.

5

Modélisation et Évaluation

1 Introduction

Dans cette phase, nous décrivons les techniques utilisées pour développer les modèles prédictifs du projet. Le processus de modélisation suit un pipeline intégré, où la sortie de chaque modèle sert d'entrée au modèle suivant, avec l'ajout de certaines caractéristiques spécifiques. Ce flux de travail séquentiel assure une transition fluide des informations critiques entre les différentes étapes de détection et de traitement, permettant ainsi d'optimiser la précision et l'efficacité des prédictions. Ce pipeline inclut des modèles pour la segmentation des images, la prédiction des paramètres de traitement par ultrasons, et l'affinement des prédictions pour un traitement personnalisé des tumeurs.

2 U-NET

2.1 concept de base et architecture

Le modèle U-Net est une architecture de réseau de neurones convolutifs (CNN) principalement utilisée pour la segmentation d'images, en particulier dans le domaine de l'imagerie médicale.

- Structure en forme de "U" : Le nom U-Net provient de la forme en U de son architecture. Il se compose de deux parties principales : une partie contractante (encodeur) et une partie expansive (décodeur). La partie contractante extrait les caractéristiques en réduisant progressivement la taille de l'image à travers des couches de convolution et de pooling. La partie expansive, quant à elle, utilise des opérations de convolution transposée pour augmenter la résolution de l'image et reconstruire l'image segmentée.
- Couches de Convolution : Les convolutions 3x3 sont utilisées tout au long du réseau pour extraire des caractéristiques locales. Chaque couche de convolution est suivie d'une fonction d'activation non-linéaire (généralement ReLU) et d'une opération de pooling pour réduire la dimension spatiale de l'image.
- Connections de Passage : Une caractéristique distinctive du U-Net est l'utilisation de connections de passage (skip connections) entre les couches correspondantes de l'encodeur et du décodeur. Ces connexions permettent de transférer des informations de bas niveau depuis l'encodeur vers le décodeur, aidant ainsi à récupérer les détails spatiaux perdus lors de la phase de contraction.
- Sortie par Convolution 1x1 : À la fin de la partie expansive, une couche de convolution 1x1 est utilisée pour réduire le nombre de canaux de caractéristiques à la classe de segmentation désirée, produisant ainsi une carte de segmentation finale de même taille que l'image d'entrée.
- Segmentation efficace : Grâce à sa capacité à capturer des informations contextuelles et à maintenir des détails spatiaux fins, U-Net est particulièrement efficace pour la segmentation d'images où la précision des bordures et des formes est cruciale, comme dans le cas des tumeurs cérébrales en imagerie IRM.

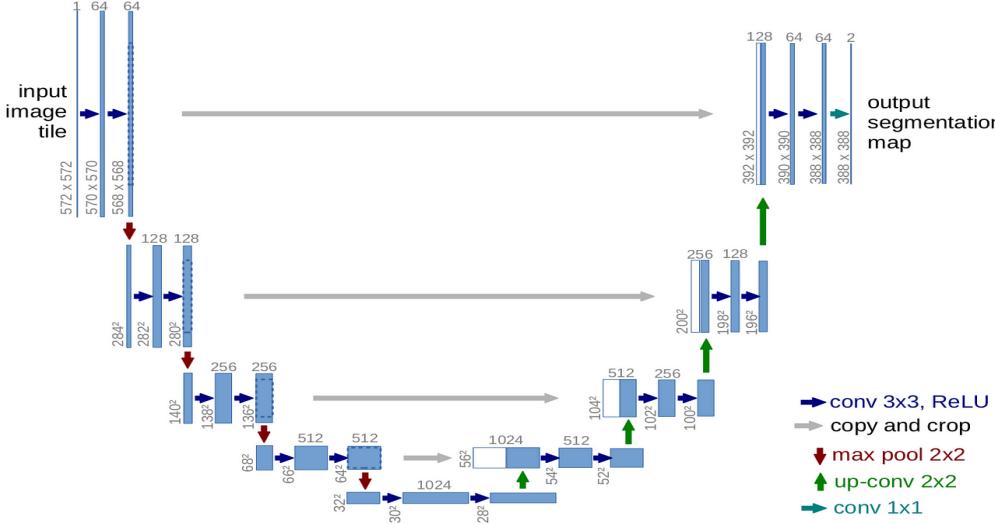


Figure 5.1: example d'architecture UNET

2.2 évaluation

Le Dice Coefficient est une mesure de similarité entre deux ensembles. Il est défini par la formule suivante :

$$\text{Dice Coefficient} = \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (5.1)$$

où A représente l'ensemble des pixels du masque prédit, et B représente l'ensemble des pixels du masque de vérité terrain.

Intersection over Union (IoU)

L'Intersection over Union (IoU), également connue sous le nom d'indice de Jaccard, est une métrique qui évalue la similarité entre deux ensembles. Elle est définie par :

$$\text{IoU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (5.2)$$

où A est l'ensemble des pixels du masque prédit et B est l'ensemble des pixels du masque de vérité terrain.

⇒ Pour le modèle U-Net utilisé dans ce projet, l'évaluation sur les images de test a montré une Mean IoU de 92.0%. Ce score élevé indique que le modèle U-Net est capable de segmenter les tumeurs cérébrales avec une grande précision, démontrant ainsi son

efficacité pour la tâche de segmentation d'images IRM.

3 ANN

3.1 concept de base et architecture

Les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) sont des modèles inspirés du fonctionnement biologique du cerveau humain, conçus pour identifier des motifs complexes dans les données. Dans le contexte du projet, un ANN est utilisé pour prédire les paramètres optimaux d'ultrasons nécessaires pour le traitement des tumeurs. Ce modèle prend en entrée des caractéristiques telles que la taille de la tumeur, l'âge du patient, le sexe, et le type de tumeur, et il génère des prédictions sur l'intensité, la fréquence et la durée des ultrasons à appliquer.

L'ANN se compose de couches d'unités de traitement (neurones), incluant des couches d'entrée, des couches cachées et une couche de sortie. Chaque neurone applique une transformation linéaire suivie d'une activation non linéaire, permettant au réseau de capturer des relations complexes entre les caractéristiques d'entrée et la sortie.

3.2 évaluation

Erreur Quadratique Moyenne (Mean Squared Error, MSE) : Cette métrique mesure la moyenne des carrés des erreurs entre les valeurs prédictives et les valeurs réelles. Une MSE plus faible indique des prédictions plus précises.

4 Régression Multiple

4.1 concept de base et architecture

La régression multiple est une technique utilisée pour prédire une variable continue en se basant sur plusieurs caractéristiques indépendantes. Dans le contexte de ce projet, un modèle de régression multiple utilisant un Arbre de Décision (Decision Tree Regressor) est déployé pour affiner les prédictions des paramètres d'ultrasons (intensité, fréquence,

durée) nécessaires pour le traitement des tumeurs. Ce modèle prend en compte les caractéristiques des tumeurs détectées, ainsi que les données démographiques et cliniques des patients, afin de fournir des prédictions précises et adaptées.

L’Arbre de Décision Regressor est un modèle non linéaire qui divise l’espace des caractéristiques en régions homogènes en termes de valeur de la variable cible. Il construit un arbre de décision en effectuant des divisions binaires successives basées sur les caractéristiques d’entrée qui minimisent l’erreur de prédiction.

4.2 évaluation

Erreur Quadratique Moyenne (Mean Squared Error, MSE) : Comme pour les ANN, la MSE mesure la moyenne des carrés des différences entre les valeurs réelles et prédictées. Elle est couramment utilisée pour quantifier l’écart entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles, avec une MSE plus faible indiquant une meilleure performance.

5 chaîne de valeur

Le scénario de la solution est illustré dans la figure . Le processus commence par la réalisation d’une image IRM, qui servira d’entrée pour notre premier modèle, un réseau de neurones de type U-Net. Ce modèle a pour objectif de prédire la taille et la localisation de la tumeur. Ensuite, nous passons à la phase de détection par ultrasons. Un deuxième modèle, un réseau de neurones artificiels (ANN), prend en compte la taille et la localisation de la tumeur ainsi que l’âge et le sexe du patient pour prédire l’intensité, la fréquence de l’onde ultrasonore, ainsi que la durée du traitement. L’onde ultrasonore est alors appliquée. Après cette étape, le patient est invité à effectuer un prélèvement sanguin afin de déterminer si les tumeurs sont cancéreuses ou non. Si les résultats du test sont négatifs (c’est-à-dire sains), le cycle est terminé. En revanche, si les résultats indiquent la présence de cellules cancéreuses, nous passons à la phase suivante, qui consiste en le traitement et la destruction des cellules cancéreuses par ultrasons. Pour cette phase, notre troisième modèle, un régresseur multi-sortie (MultiOutput Regressor), prend en entrée le type de tumeur ainsi que les informations précédemment collectées sur le patient et la tumeur. Ce modèle prédit l’intensité, la fréquence des ultrasons et la durée du traitement nécessaire. L’onde ultrasonore est alors appliquée pour détruire les cellules tumorales.

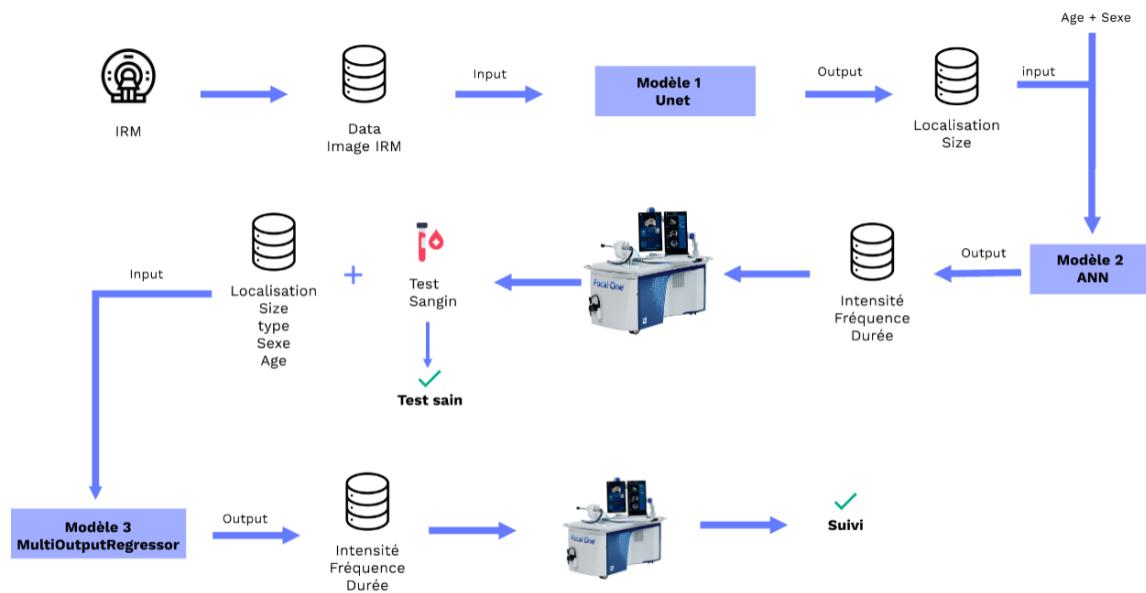


Figure 5.2: schéma explicatif de la chaîne de valeurs

6

Deployment

1 Introduction

Ce chapitre détaille le processus de déploiement de nos modèles d'intelligence artificielle sur une plateforme web. Nous décrirons les technologies et outils utilisés, ainsi que les étapes d'implémentation qui ont permis de mettre en place une solution robuste et efficace pour la détection et la prédiction du cancer.

2 Technologies Utilisées

- **Angular :** Pour gérer l'interface utilisateur, les interactions et la visualisation, nous avons choisi Angular pour sa capacité à créer des applications web dynamiques, modulaires et réactives.



- **Node.js avec Express :** Nous avons utilisé Node.js avec Express pour assurer la gestion des données, la communication avec les modèles d'intelligence artificielle, et la sécurisation des informations sensibles. Express a été choisi pour sa capacité à gérer des opérations asynchrones cruciales.



- **TensorFlow et Python :** Ces technologies ont été utilisées pour développer nos modèles de deep learning dédiés à la détection et à la prédiction du cancer. TensorFlow et Python ont été choisis pour leur robustesse, leur flexibilité, et leur capacité à gérer des tâches complexes d'apprentissage automatique, optimisant ainsi les performances de nos modèles dans l'analyse des données médicales et la prédiction des résultats cliniques.



- **Flask :** Flask a été utilisé pour déployer nos modèles d'apprentissage automatique, en tirant parti de son efficacité à créer des applications web légères et modulaires.
- **Postman :** Pour assurer la robustesse et la fiabilité des API, nous avons utilisé Postman pour tester les interactions entre les différents composants de notre plateforme.
- **Gemini :** Utilisé pour l'API de notre chatbot intégré dans la plateforme, facilitant l'interaction en temps réel avec les utilisateurs.



3 Modélisation conceptuelle

La modélisation conceptuelle est une étape clé dans la conception de tout système informatique. Elle permet de représenter de manière abstraite les éléments essentiels du système et leurs interactions. Dans cette section, nous allons présenter les diagrammes de cas d'utilisation et les diagrammes de classes pour notre projet.

3.1 Diagrammes de cas d'utilisation

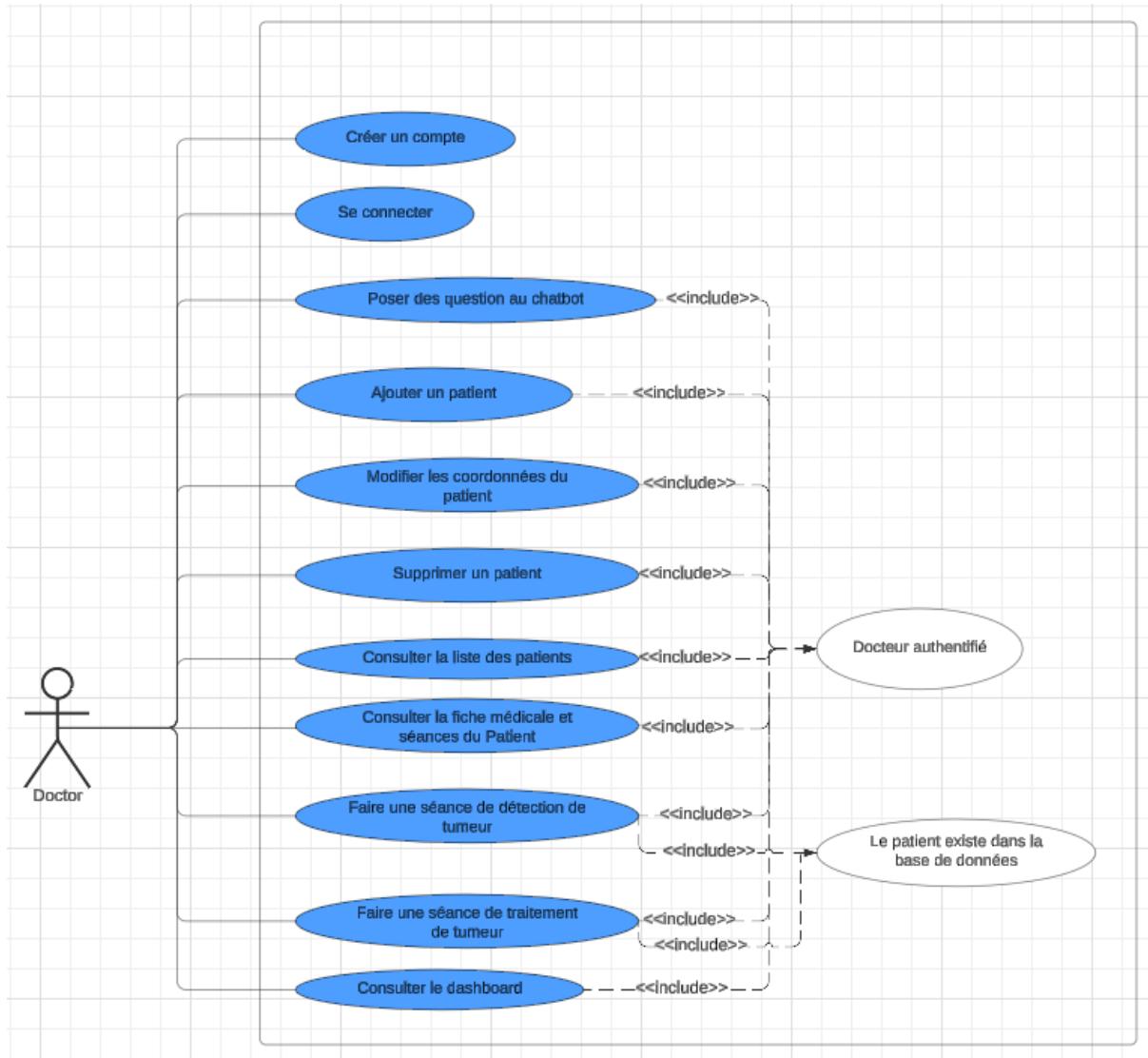


Figure 6.1: Diagrammes de cas d'utilisation

Dans notre projet, l'acteur principal est le docteur, qui peut créer et gérer les comptes patients, consulter les fiches médicales, et effectuer des séances de détection et de traitement des tumeurs. Les différents cas d'utilisation incluent les opérations de gestion de patients, la consultation des informations médicales, et l'exécution des procédures médicales. Chaque cas d'utilisation est associé à des préconditions comme l'authentification du docteur et l'existence préalable des données patients dans la base de données.

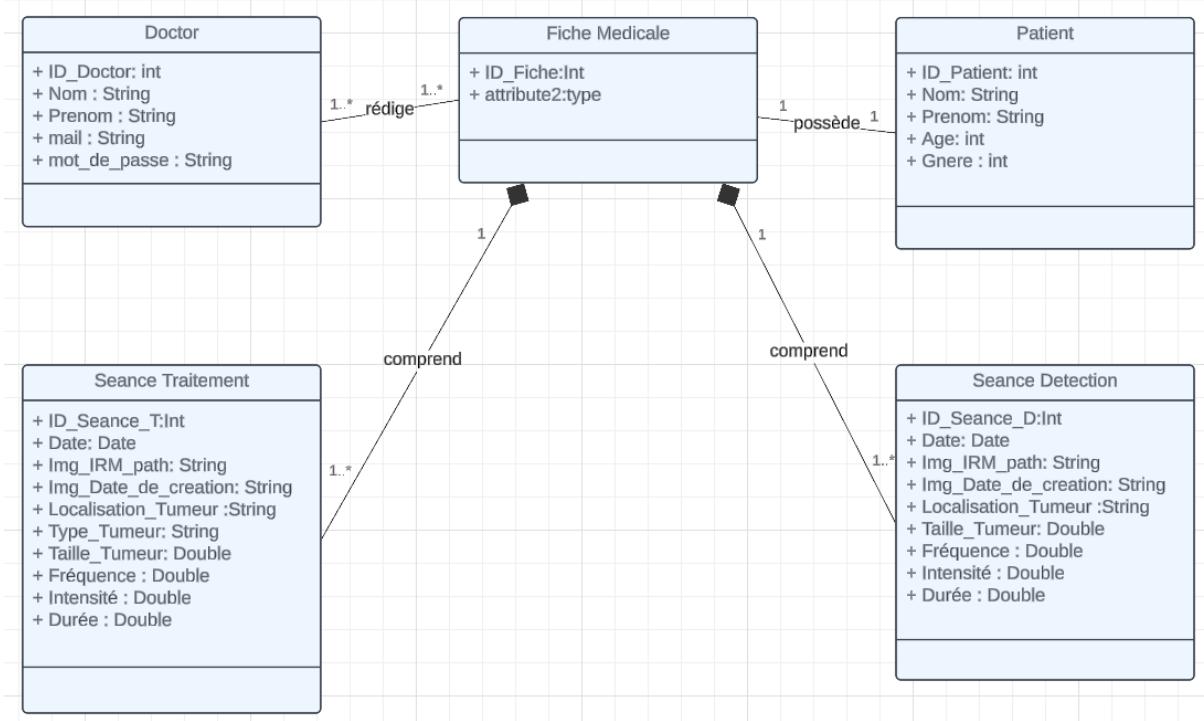


Figure 6.2: Diagrammes de classes

3.2 Diagramme de classes

Dans ce diagramme de classes, les principales entités modélisées sont le **Doctor**, le **Patient**, la **Fiche Medicale**, et les séances de **Détection** et de **Traitemet** des tumeurs. Les relations entre ces entités sont représentées par des associations, illustrant comment ces classes interagissent les unes avec les autres.

- **Doctor** est associé à **Fiche Medicale** par une relation de rédaction, où un docteur peut rédiger plusieurs fiches médicales.
- **Patient** est lié à **Fiche Medicale** par une relation de possession, indiquant qu'un patient possède une et une seule fiche médicale.
- **Fiche Medicale** est liée à **Séance Détection** et **Séance Traitement** par une relation de composition, ce qui signifie qu'une fiche médicale comprend une ou plusieurs séances de détection et de traitement. Chaque séance est spécifiée par des détails tels que la date, l'image IRM, la localisation de la tumeur, et divers paramètres relatifs à la tumeur (taille, fréquence, intensité, durée).

4 Implémentation

Dans cette section, nous détaillerons les outils et environnements de travail utilisés pour implémenter notre solution.

4.1 Outils

- **Visual Studio Code (VS Code)** : Utilisé pour le développement de l'application web et pour écrire du code JavaScript et Python.
- **Anaconda (Jupyter/Spyder)** : Utilisé pour le développement et l'expérimentation des modèles de deep learning en Python.



4.2 Environnements de Travail

- **Environnement Angular** : Mis en place pour gérer le front-end de notre application.
- **Environnement Node.js avec Express** : Configuré pour gérer le back-end, les opérations asynchrones et la communication avec les modèles IA.
- **Environnement TensorFlow** : Utilisé pour entraîner et déployer les modèles de deep learning.

5 Résultats

5.1 Landing Page

La landing page, illustrée par la figure sous dessous, constitue la page d'accueil de notre plateforme Sonocure.

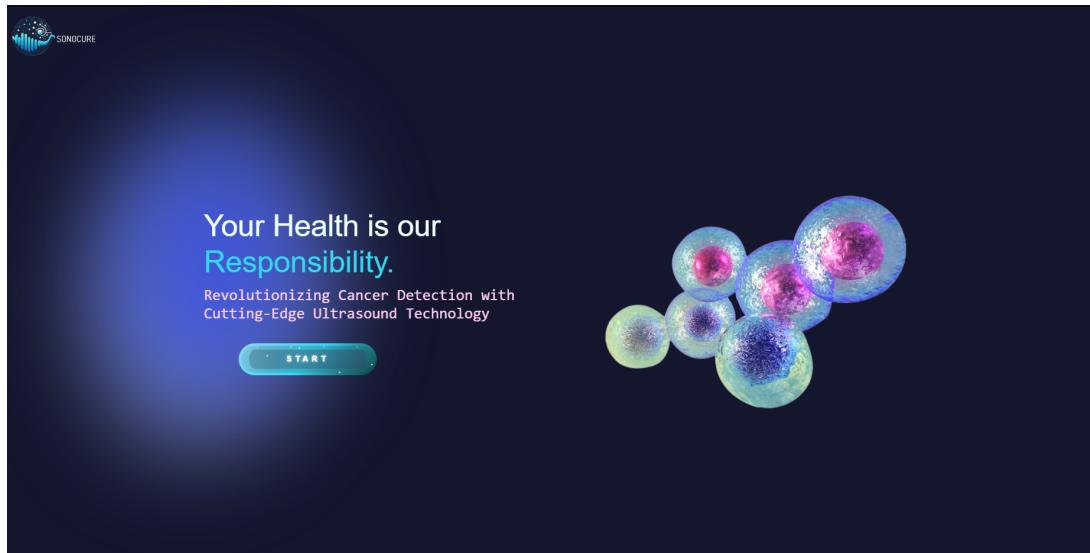


Figure 6.3: Landing Page

5.2 Dashboard

Ce dashboard présente des visualisations de données médicales, incluant la répartition des patients par genre, le nombre de patients par an et par mois en 2024, et la distribution des types de tumeurs. Les graphiques interactifs offrent une vue d'ensemble pour faciliter l'analyse et la prise de décision en matière de soins.

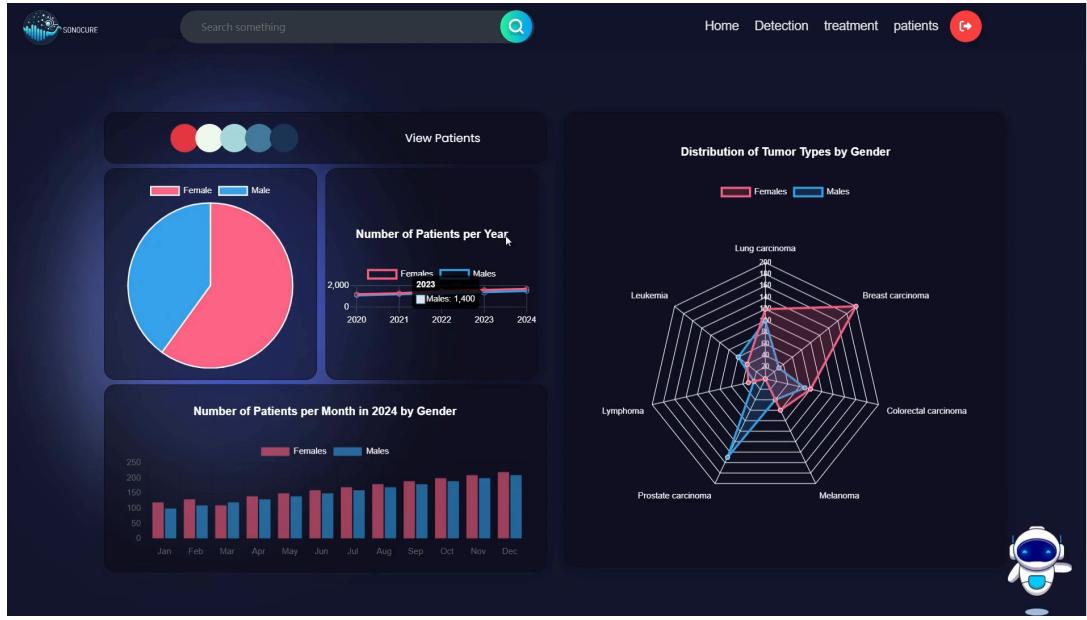


Figure 6.4: Dashboard Page

5.3 La Phase de Détection par IRM et par ultrason

Lors de la phase de détection par IRM, l'utilisateur doit télécharger une image IRM qui servira d'entrée pour le premier modèle, un réseau de neurones de type U-Net. En cliquant sur le bouton "Generate", ce modèle prédit la taille de la tumeur en cm^2 ainsi que sa localisation (profonde ou superficielle). Les résultats de cette prédiction sont affichés sur la page.

Dans la deuxième phase, celle de la détection par ultrasons, l'utilisateur doit ajouter un patient s'il n'a pas encore de fiche. Cette étape suit la détection par IRM et se déroule sur la même page. L'utilisateur clique ensuite sur le bouton "Détection" pour que le deuxième modèle, un réseau de neurones de type ANN, prédise l'intensité et la fréquence des ultrasons, ainsi que la durée de la séance de détection. Les résultats de ce modèle sont présentés dans la figure 6.6.

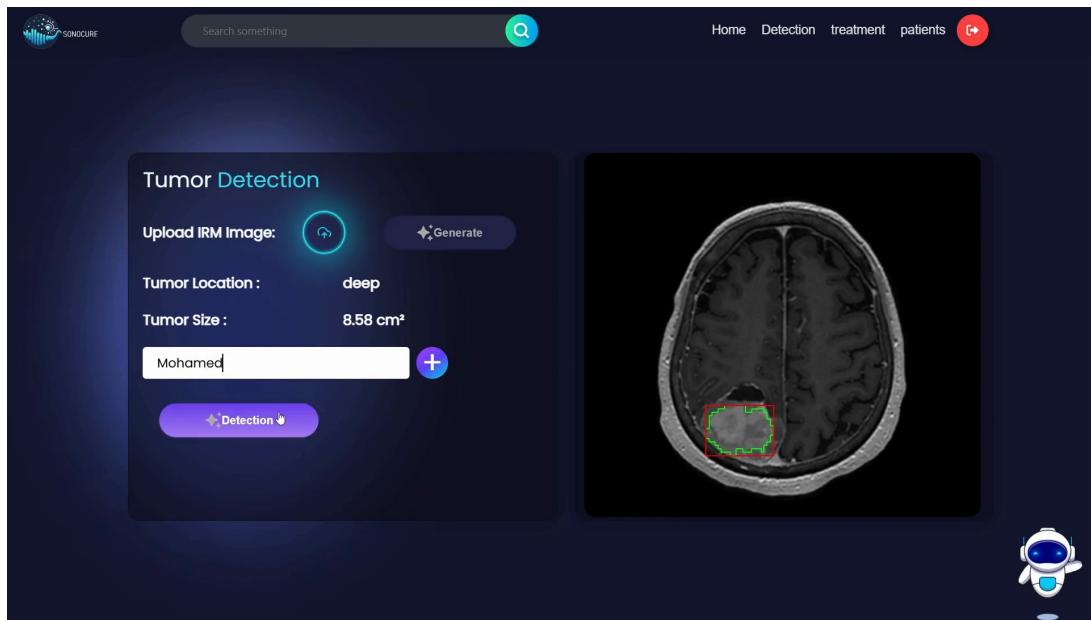


Figure 6.5: Page de Detection

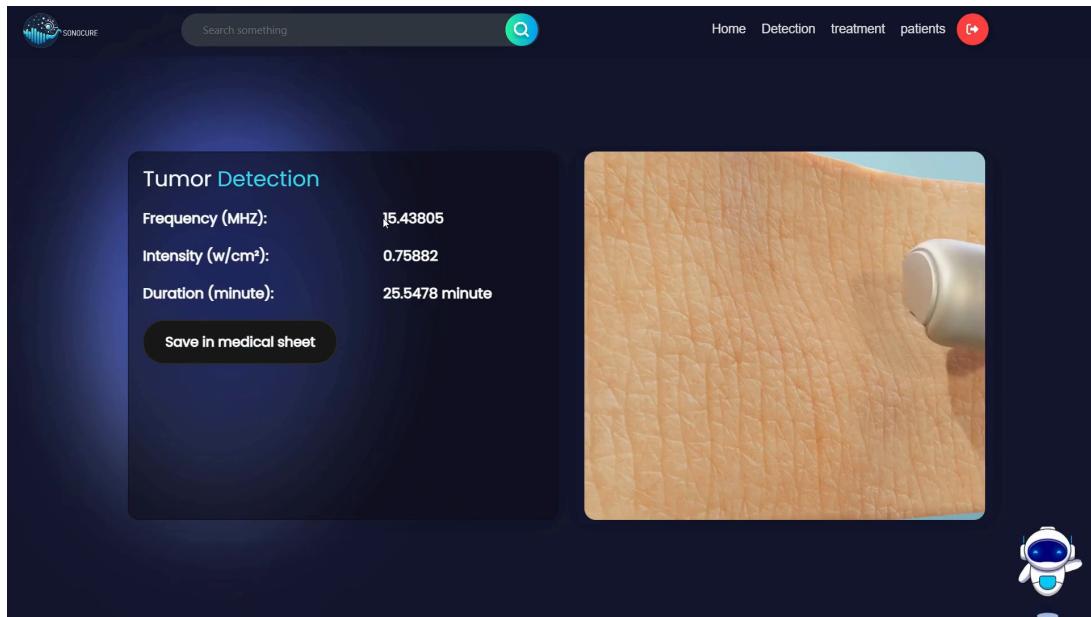


Figure 6.6: Page de Prédiction des ondes ultrasons

5.4 La Phase de Traitement par Ultrason

Après avoir effectué le test sanguin et confirmé le type de cancer, la phase de traitement par ultrasons pour détruire les cellules cancéreuses commence. Le modèle utilisé pour cette phase est un régresseur multi-sortie (MultiOutput Regressor). Il prend en entrée l'image IRM pour déterminer la taille et la localisation de la tumeur, ainsi que l'âge, le sexe du patient, et le type de tumeur, comme illustré dans la figure 6.7. Le modèle prédit alors la fréquence et l'intensité des ultrasons, ainsi que la durée de la séance de traitement.

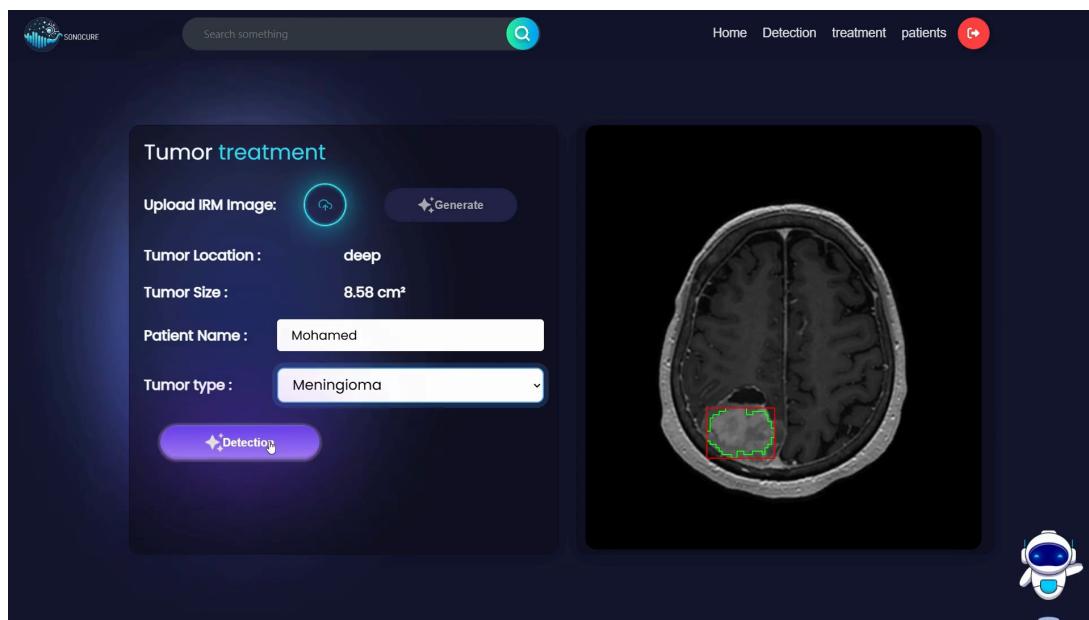


Figure 6.7: Page de Traitement

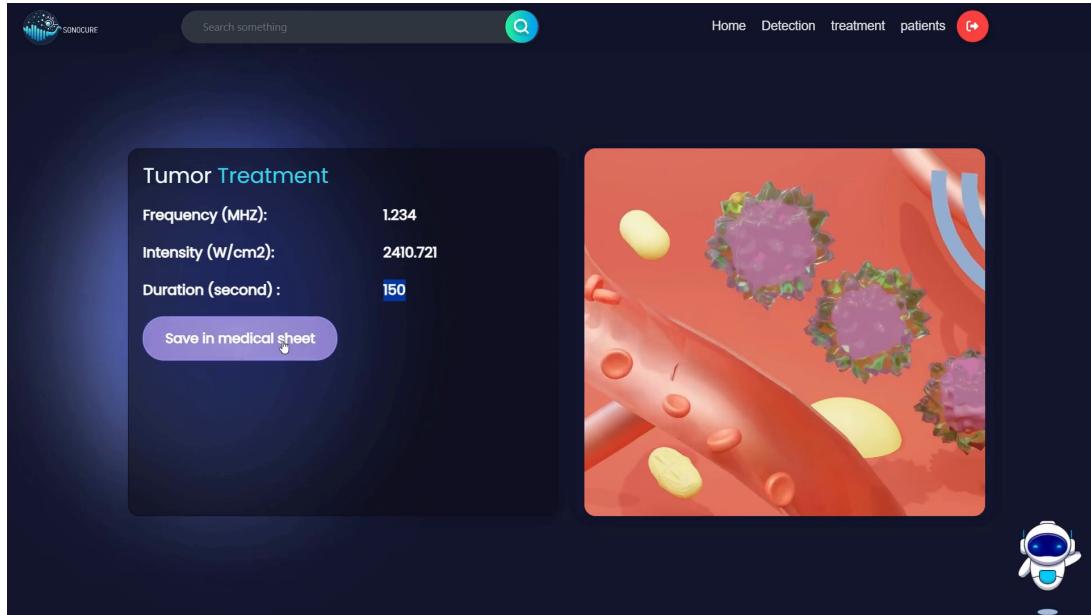


Figure 6.8: Page de Prédiction des ondes ultrasons pour le traitement

5.5 La Phase de Gestion des Patients

Pour la gestion des patients ainsi que des séances de détection et de traitement, notre plate-forme propose une page dédiée à cette gestion. Le médecin peut y consulter l'ensemble de ses patients, visualiser les types de cancer pour chacun d'eux, ainsi que leur âge et leur sexe, comme illustré par la figure 6.9.

Id	Name	Age	Gender	Tel	Tumor Type
1	Mohamed	30	Male	51181080	Undefined
2	Doe John	62	Male	21744845	Meningioma
3	Smith Jane	25	Female	987654321	Pituitary Adenoma

Figure 6.9: Liste des patients

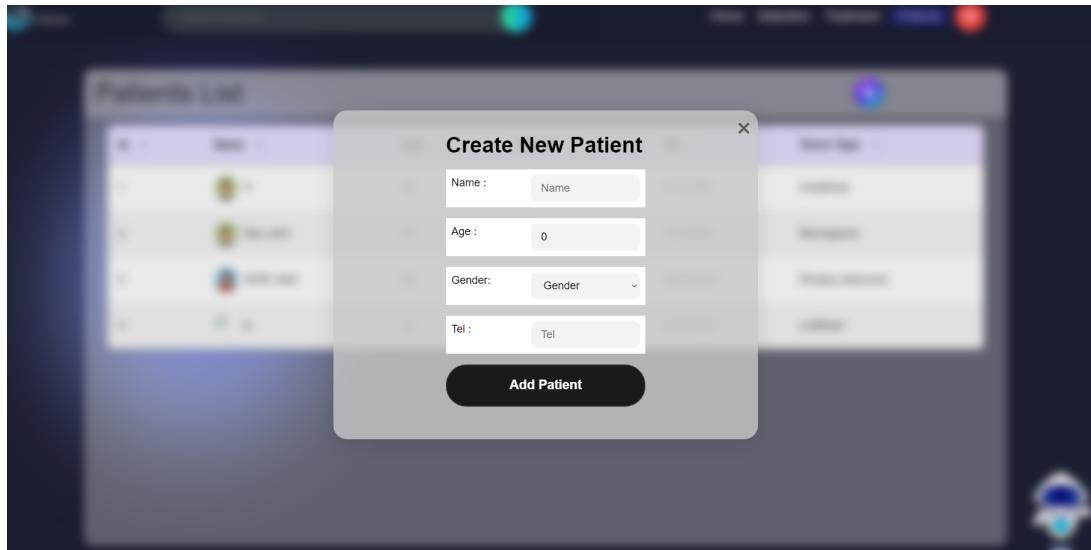


Figure 6.10: Ajouter un nouveau patient

Il a également la possibilité d'ajouter un nouveau patient, De plus, le médecin peut consulter en détail la fiche médicale de chaque patient, ce qui lui permet de suivre les séances de détection et de traitement, comme montré dans la figure 6.10 et 6.11.

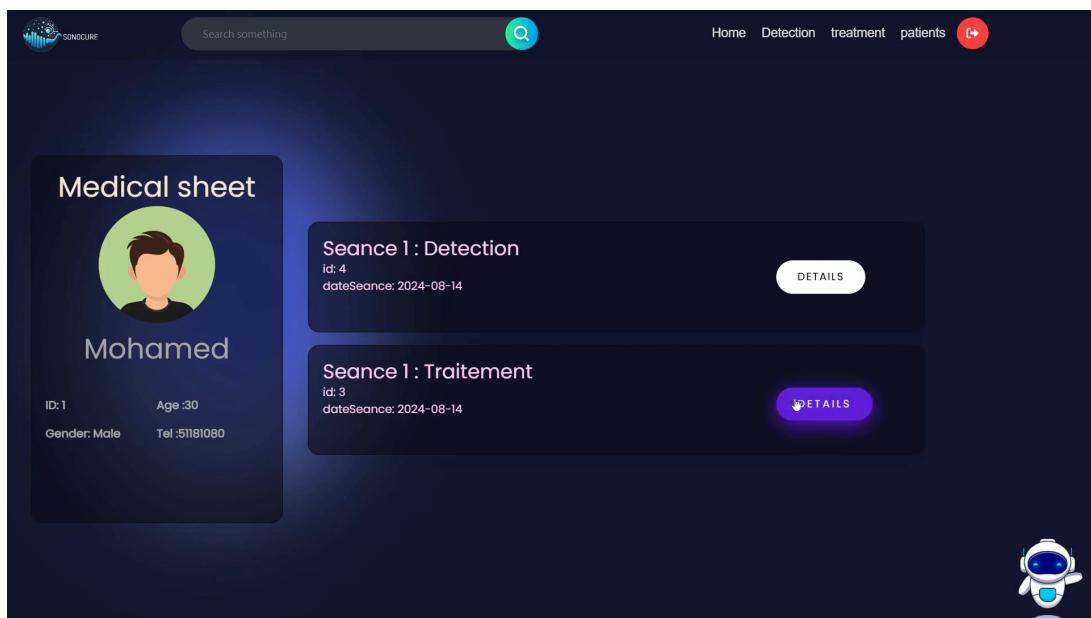


Figure 6.11: Fiche Medicale

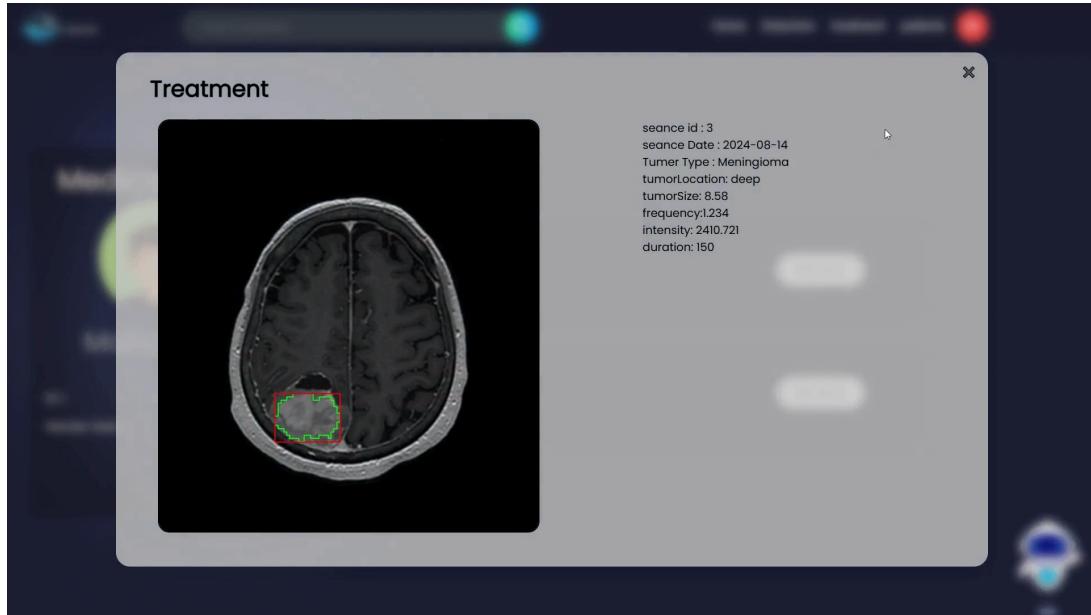


Figure 6.12: Detail de seance

5.6 chatbot

Intégration d'un assistant virtuel : Mettre en place un assistant virtuel capable de répondre aux questions spécifiques au domaine de la biologie et de fournir une assistance en temps réel.

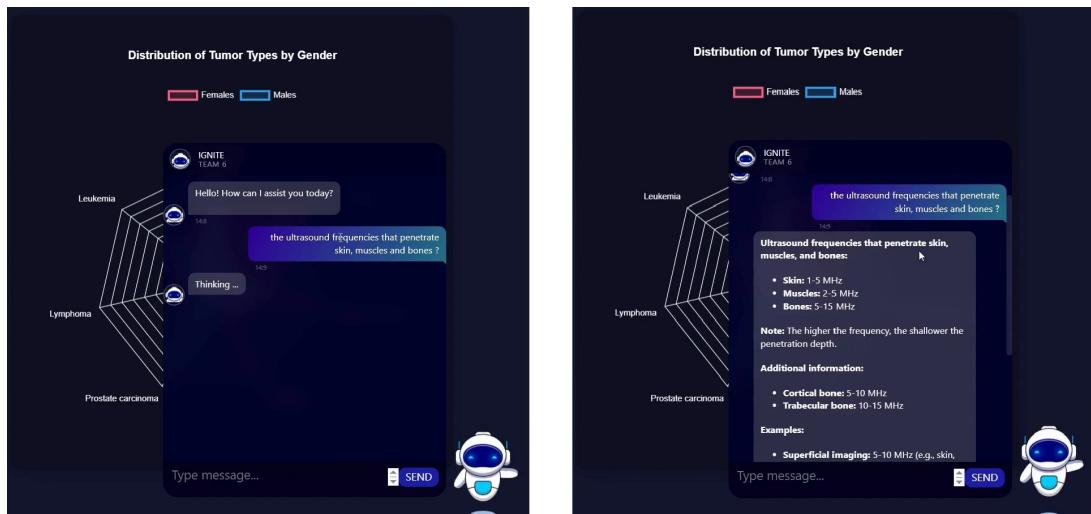


Figure 6.13: Demo de Chatbot

Conclusion

En conclusion, ce chapitre a présenté le processus de déploiement de notre solution d'intelligence artificielle sur une plateforme web. Nous avons détaillé les technologies utilisées, la modélisation conceptuelle, ainsi que les différentes étapes d'implémentation. Cette approche intégrée a permis de créer une plateforme efficace et interactive pour la détection et le traitement du cancer, offrant des outils puissants aux professionnels de santé.

7

Difficultés Rencontrées et Solutions Apportées

Plusieurs défis ont été rencontrés au cours du projet, notamment :

- **Recherche d'une solution innovante dans le domaine biologique** : L'un des principaux défis a été de trouver une solution innovante dans le domaine de la biologie tout en comprenant des détails scientifiques et biologiques complexes. La compréhension approfondie de ces concepts a nécessité un effort considérable, ainsi qu'une collaboration étroite avec des experts du domaine.
- **Intégration des technologies informatiques** : Une autre difficulté résidait dans l'intégration des technologies informatiques dans la solution innovante que nous avons identifiée. Il a fallu adapter ces technologies de manière à ce qu'elles soient non seulement pertinentes, mais également réalisables dans le cadre de notre stage.
- **Accès aux jeux de données biologiques** : Nous avons également rencontré des difficultés pour trouver des jeux de données adéquats pour entraîner nos modèles d'intelligence artificielle. Les données biologiques étant souvent critiques et à accès re-

streint, cela a nécessité des efforts supplémentaires pour identifier et obtenir des datasets utilisables.

Conclusion et Perspectives

1 Bilan du Stage

Ce stage a permis de développer une solution innovante visant à améliorer la détection et le traitement des tumeurs grâce à l'intégration de modèles d'intelligence artificielle. En combinant des techniques avancées de traitement d'image, telles que le modèle U-Net, avec des modèles de prédiction basés sur des réseaux de neurones artificiels (ANN) et des régresseurs multi-sortie, nous avons pu créer une plateforme capable de fournir des diagnostics précis et des traitements personnalisés pour les patients atteints de cancer. Les différentes phases du projet, allant de la détection par IRM à la gestion des séances de traitement par ultrasons, ont été soigneusement planifiées et mises en œuvre. Malgré les défis rencontrés, nous avons réussi à surmonter ces obstacles grâce à l'assistance continue de nos formateurs ainsi que notre travail de groupe. En conclusion, ce projet a démontré le potentiel des technologies de l'information pour répondre à des défis médicaux critiques. Il ouvre la voie à de futures recherches et développements dans l'application de l'IA pour améliorer les soins aux patients.

2 Perspectives d'Avenir

Le projet que nous avons développé ouvre la voie à de nombreuses améliorations et extensions potentielles. Parmi les perspectives à explorer, il serait pertinent de poursuivre l'amélioration des modèles d'intelligence artificielle en explorant des architectures plus avancées et en intégrant des techniques telles que l'augmentation des données pour renforcer leur robustesse. De plus, la validation clinique par le biais d'essais sur le terrain permettrait de confirmer l'efficacité de la plateforme et d'ajuster les modèles en fonc-

tion des besoins des professionnels de la santé. L'extension de la plateforme à d'autres types de cancers et traitements, comme la radiothérapie et la chimiothérapie, pourrait également élargir son champ d'application. Par ailleurs, l'amélioration de l'interface utilisateur, en rendant celle-ci plus intuitive et accessible, avec des technologies comme la réalité augmentée (AR) ou la réalité virtuelle (VR), contribuerait à une meilleure expérience utilisateur. Enfin, l'intégration de la plateforme avec les systèmes de gestion des informations de santé (HIS) des hôpitaux pourrait faciliter son adoption à grande échelle et assurer une utilisation fluide dans les environnements cliniques.

Bibliography

- [1] Diagnostic du cancer. [lien](#).
- [2] Noninvasive alternative to cancer biopsy. [lien](#).
- [3] Radiation combined with ultrasound and microbubbles: A potential novel strategy for cancer treatment. [lien](#).
- [4] Dataset brain mri segmentation. [lien](#).