

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique d'Alger
Département électronique
3^{ème} année

Rapport de stage

Détection et segmentation des tumeurs cérébrales, suivies de l'implémentation sur FPGA "PYNQ"

Réalisé par :

Abderrahmane FOUTIA
Abdelbaki GUIR

Encadreur :

Cherifa ABDELLAOUI

5 avril 2024

Année Universitaire : 2023/2024

Table des matières

I.	Introduction	6
I.1	Présentation du thème	6
I.2	Importance du Sujet	6
I.3	Objectifs du Stage	6
I.4	Compétences et Connaissances Visées	7
II.	Cadre Théorique	8
II.1	Revue de la Littérature sur les Méthodes de Détection de Tumeurs Cérébrales	8
II.2	Justification du Choix de Mask R-CNN	8
III.	Méthodologie	9
III.1	Collecte et Préparation des Données	9
III.2	Processus d'Annotation	10
III.3	Prétraitement des Données :	10
III.3.1	Outils Utilisés pour l'Annotation	10
III.4	Configuration du Modèle Mask R-CNN	11
IV.	Implemenation	13
IV.1	L'installation de Anaconda	13
IV.2	Preparation d'environnement et l'installation des packages . .	13
IV.3	Spécification de Hardware	14
IV.4	Configuration dans FPGA PYNQ Z2	15
IV.4.1	Prérequis	15
IV.4.2	Configuration de la carte	15
IV.4.3	Activation de la PYNQ-Z2	16
IV.5	PYNQ Z2 Image en MICRO-SD	16
IV.6	Résultats	17
IV.7	limitations du modèle et des défis rencontrés pendant le stage	18
IV.7.1	Limitations du Modèle	18
IV.7.2	Défis Rencontrés	18
V.	Conclusions	19
V.1	Atteinte des Objectifs	19
V.1.1	Objectifs Atteints	19
V.1.2	Objectifs Non Atteints	19

V.2	Apprentissages et Compétences Acquis	19
V.3	Perspectives Futures :	19
VI.	Annexe	21

Table des figures

1	Architecture du MASK RCNN	9
2	segment examples for images from json annotations file	11
3	Nombre de Classes	11
4	Ancre et Échelles des Ancres	12
5	Taille de l'Image et Mémoire	12
6	Autres Paramètres de l'Entraînement	12
7	Représenter des masques binaires	12
8	Resultatats de Train and Validation loss	17
9	Resultatats de prediction	17

Avant-propos :

Le stage que nous avons effectué avait pour objectif de nous familiariser avec l'implémentation sur FPGA PYNQ, une plateforme puissante pour le développement de systèmes embarqués. Largement utilisé dans l'industrie, le FPGA PYNQ offre des possibilités étendues pour les applications d'intelligence artificielle. Au cours de ce stage, nous avons eu l'occasion d'apprendre à programmer le FPGA PYNQ et de réaliser un projet axé sur la détection de tumeur cérébrale.

Dans ce rapport, nous allons présenter les étapes que nous avons suivies pour réaliser ce projet et les compétences que nous avons acquises. Ce changement de plateforme a ajouté une dimension innovante à notre expérience, nous confrontant à des défis stimulants et élargissant notre champ de compétences dans le domaine de la détection médicale. À travers ce compte rendu, nous partagerons notre parcours depuis la programmation du FPGA PYNQ jusqu'à la mise en œuvre réussie d'un système de détection de tumeur cérébrale, mettant en lumière les apprentissages clés tout au long de ce processus..

Remerciements :

- Nous exprimons notre sincère gratitude envers notre encadrante, Madame ABDELLAOUI Cherifa, pour nous avoir accordé l'opportunité de travailler sur ce thème passionnant, ainsi que pour son accompagnement constant, sa bienveillance et ses précieux conseils.
- À plusieurs reprises, elle nous a encouragés à remettre en question notre approche, ce qui a grandement contribué à l'amélioration de notre travail.
- Nos remerciements s'étendent également à toute l'équipe du Centre de Développement des Technologies Industrielles, en particulier au département de traitement d'image, pour leurs conseils avisés et leur assistance précieuse tout au long de notre projet.

I. Introduction

I.1 Présentation du thème

Les tumeurs cérébrales sont des masses anormales de cellules qui se forment dans le cerveau. Elles peuvent être bénignes (non cancéreuses) ou malignes (cancéreuses). Elles présentent des défis diagnostiques importants. Cependant, grâce aux avancées technologiques, notamment l'imagerie médicale et l'intelligence artificielle, de nouvelles opportunités émergent pour améliorer la précision et la rapidité de la détection.

I.2 Importance du Sujet

Les tumeurs cérébrales représentent un défi de taille dans le domaine de la santé, avec des implications graves pour la qualité de vie des patients. La détection précoce est cruciale pour des interventions rapides et des traitements efficaces. Notre exploration de la détection avancée des tumeurs cérébrales vise à examiner comment les technologies émergentes peuvent contribuer à cette mission.

I.3 Objectifs du Stage

1 - Maîtriser Mask R-CNN : - Acquérir une compréhension approfondie de l'architecture et du fonctionnement de Mask R-CNN.

- Apprendre à configurer le modèle pour des tâches de détection spécifiques, en particulier pour la détection de tumeurs cérébrales

2 - Collecte et Préparation des Données :

- Apprendre les meilleures pratiques pour la collecte de jeux de données médicales, en particulier pour la détection de tumeurs cérébrales.

- Maîtriser les techniques d'annotation d'images pour les tâches de segmentation et de détection

3 - Entraînement et Évaluation des Modèles :

- Acquérir des compétences avancées en entraînement de modèles deep learning, en se concentrant sur Mask R-CNN.

- Apprendre à évaluer les performances des modèles de détection de tumeurs cérébrales, en utilisant des métriques appropriées.

4 - Application Pratique sur de Nouvelles Images :

- Développer la capacité à appliquer le modèle formé sur de nouvelles images pour la détection de tumeurs cérébrales.

- Comprendre le processus d'inférence et d'interprétation des résultats obtenus.

5 - Analyse des Résultats et Optimisation :

- Développer des compétences d'analyse critique des résultats obtenus, en identifiant les forces et les faiblesses du modèle.
- Apprendre à optimiser le modèle pour améliorer ses performances.

I.4 Compétences et Connaissances Visées

Compétences Techniques :

- Maîtrise des bibliothèques de deep learning (TensorFlow, Keras).
- Compétence dans la manipulation de jeux de données médicaux complexes.
- Connaissance approfondie des techniques d'annotation et de prétraitement d'images.

Compétences en Modélisation :

- Capacité à configurer et entraîner des modèles Mask R-CNN pour des tâches spécifiques.
- Compréhension des concepts de segmentation d'images et de détection d'objets.

Compétences Analytiques :

- Capacité à évaluer de manière critique les résultats obtenus par le modèle.
- Compétence dans l'identification et la résolution de problèmes liés à la détection de tumeurs cérébrales.

Compétences Pratiques :

- Capacité à appliquer les connaissances acquises sur des cas pratiques de détection de tumeurs cérébrales.

II. Cadre Théorique

II.1 Revue de la Littérature sur les Méthodes de Détection de Tumeurs Cérébrales

La détection de tumeurs cérébrales a fait l'objet de nombreuses recherches visant à améliorer la précision et la rapidité du diagnostic. La revue de la littérature a révélé plusieurs approches, dont certaines sont classiques tandis que d'autres exploitent des technologies de pointe.

1- Approches Classiques

- **Seuillage et Segmentation par Régions** : Ces méthodes traditionnelles utilisent des seuils pour segmenter les images et extraire les régions d'intérêt, mais elles peuvent être sensibles aux variations d'intensité et aux contours flous.
- **Filtres et Opérateurs Morphologiques** : L'application de filtres et d'opérateurs morphologiques vise à améliorer la détection en accentuant certaines caractéristiques, mais elles peuvent manquer de précision.

2- Approches Basées sur le Machine Learning

- **Méthodes de Classification** : Des algorithmes de classification, tels que les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones classiques, ont été utilisés pour la détection, mais leur efficacité dépend souvent de la qualité des caractéristiques extraites.
- **Réseaux Neuronaux Convolutifs (CNN)** : Les CNN ont montré des performances améliorées en exploitant la capacité d'apprentissage automatique des caractéristiques à partir de données d'images.

3- Approches Basées sur le Deep Learning

- **U-Net** : Un réseau neuronal convolutif profond largement utilisé pour la segmentation d'images médicales, notamment pour la détection de tumeurs cérébrales.

● **Mask R-CNN** : Cette approche hybride de détection d'objets et de segmentation a gagné en popularité en raison de sa capacité à produire des résultats précis avec des masques, facilitant ainsi la localisation précise des tumeurs.

II.2 Justification du Choix de Mask R-CNN

Le choix de Mask R-CNN pour la détection de tumeurs cérébrales repose sur plusieurs considérations stratégiques :

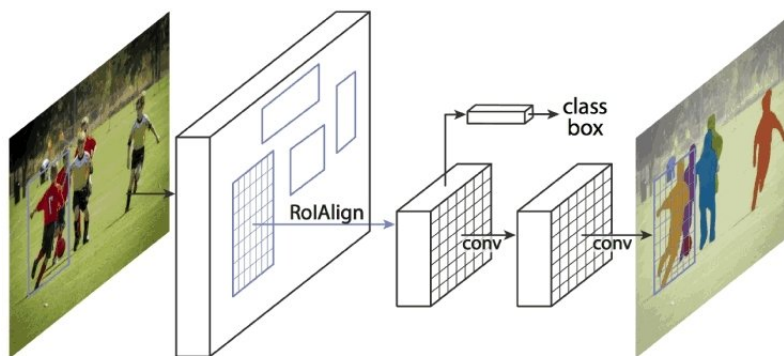


FIGURE 1 – Architecture du MASK RCNN

- **Précision et Localisation Précise** : Mask R-CNN excelle dans la détection d'objets avec une précision exceptionnelle. Sa capacité à produire des masques pour chaque instance d'objet permet une localisation plus précise des tumeurs, offrant ainsi une information détaillée aux professionnels de la santé.
- **Adaptabilité à la Complexité des Images Médicales** : Les images médicales, en particulier celles du cerveau, peuvent présenter des structures complexes. Mask R-CNN, avec son architecture riche en fonctionnalités, est capable de traiter ces complexités et de s'adapter à la variabilité des images médicales.
- **Facilité d'Extension** : Mask R-CNN est une architecture flexible qui peut être adaptée et étendue pour répondre à des problèmes spécifiques. Cette caractéristique est cruciale dans le domaine médical, où la variabilité des cas peut nécessiter des ajustements constants.
- **Performances Éprouvées** : Des travaux de recherche antérieurs ont démontré le succès de Mask R-CNN dans des tâches similaires de segmentation d'images médicales. Les résultats prometteurs observés dans ces études renforcent la confiance dans l'application de cette approche à la détection de tumeurs cérébrales.

III. Méthodologie

III.1 Collecte et Préparation des Données

• **Origine des Donnée** : C'est une base de données qui a été fournie par le centre de recherche "CRTI" et elle est utilisée pour leur développement.

• **Caractéristiques** :

la résolution et Dimension des images : 96dpi 421x504

la répartition de la base :

- Train :202 images
- Test : 40 images
- Validation : 62 images

III.2 Processus d'Annotation

L'annotation des images est une étape cruciale pour former efficacement le modèle Mask R-CNN à la détection de tumeurs cérébrales. Ce processus implique l'identification et le marquage précis des zones où les tumeurs sont présentes.

III.3 Prétraitement des Données :

Avant de fournir les images au modèle, des étapes de prétraitement sont souvent nécessaires pour garantir la qualité et la cohérence des données d'entraînement

III.3.1 Outils Utilisés pour l'Annotation

- **Skimage (Outil d'Annotation)**

Description : Skimage, une bibliothèque en Python basée sur scikit-image, a été choisie comme outil d'annotation en raison de sa flexibilité et de sa compatibilité avec les tâches complexes de détection de tumeurs cérébrales. Skimage offre une suite d'outils adaptés au traitement d'images médicales, facilitant ainsi le processus d'annotation.

Interactivité : Skimage offre une interactivité satisfaisante, permettant aux annotateurs de naviguer facilement dans les images, de zoomer sur des régions spécifiques et d'ajuster les contours avec précision.

Gestion des Couches : Bien que Skimage ne soit pas initialement conçu pour gérer plusieurs couches d'annotation, les annotateurs ont pu contourner cette limitation en organisant de manière intelligente leurs annotations.

- **Critères d'Annotation**

Délimitation des Frontières : Les annotateurs ont suivi des directives strictes pour délimiter les frontières des tumeurs. Skimage a facilité cette tâche grâce à ses

fonctions de segmentation et de tracé de contours.

• Cohérence entre les Annotateurs

Formation des Annotateurs : Une formation approfondie sur l'utilisation de Skimage a été dispensée aux annotateurs, couvrant les fonctionnalités spécifiques nécessaires à la détection de tumeurs cérébrales.

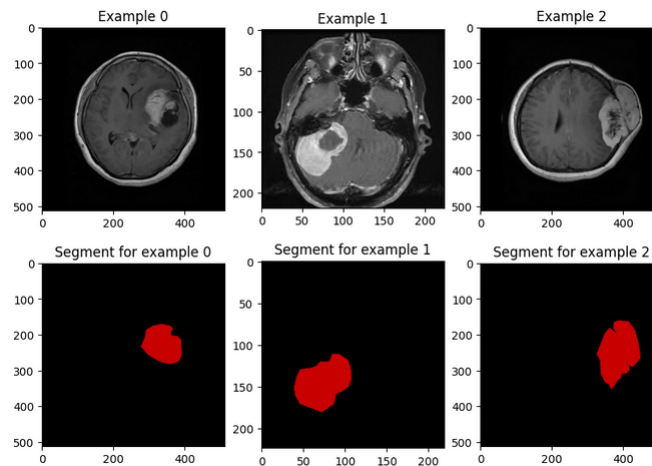


FIGURE 2 – segment examples for images from json annotations file

III.4 Configuration du Modèle Mask R-CNN

La configuration du modèle Mask R-CNN est une étape importante pour garantir des performances optimales dans le contexte spécifique de la détection de tumeurs cérébrales. Voici les paramètres que nous avons modifiés dans la configuration du modèle :

1 - Nombre de Classes :

- Ancienne Valeur : Nombre de classes dans le modèle pré-entraîné .
- Nouvelle Valeur : Ajoutez une classe supplémentaire pour représenter les tumeurs cérébrale

```
class CustomConfig(Config):
    def __init__(self, num_classes):
        classes_number = num_classes
        NUM_CLASSES = 1+num_classes
        super().__init__()
        # Give the configuration a recognizable name
        NAME = "Corrosion"
        # Number of classes
        NUM_CLASSES = 1+1
```

FIGURE 3 – Nombre de Classes

2 - Ancre et Échelles des Ancres :

Les valeurs par défaut peuvent être ajustées pour s'adapter à la résolution des images médicales.

```
# Use smaller anchors because our image and objects are small
RPN_ANCHOR_SCALES = (8, 16, 32, 64, 128) # anchor side in pixels
RPN_ANCHOR_RATIOS = [0.5, 1, 2]
```

FIGURE 4 – Ancre et Échelles des Ancres

3- Taille de l'Image et Mémoire :

La taille des images est 421x504 . Cela peut être ajusté en fonction des exigences de notre mémoire du matériel.

```
# the large side, and that determines the image shape.
IMAGE_MIN_DIM = 256
IMAGE_MAX_DIM = 256
```

FIGURE 5 – Taille de l'Image et Mémoire

4- Autres Paramètres de l'Entraînement :

Le taux d'apprentissage, le nombre d'époques, etc., peuvent être ajustés en fonction des caractéristiques du jeu de données

```
STEPS_PER_EPOCH = 200
VALIDATION_STEPS = 20
ETF_C = 1+1
DETECTION_MIN_CONFIDENCE = 0.9
LEARNING_RATE = 0.0001
```

FIGURE 6 – Autres Paramètres de l'Entraînement

5- Masques Binaires :

- Le modèle génère des masques binaires pour chaque instance d'objet.
- Aucune modification nécessaire pour les masques, car le modèle est capable de générer des masques pour une classe supplémentaire.

```
np.bool=np.bool_
```

FIGURE 7 – Représenter des masques binaires

IV. Implemenation

IV.1 L'installation de Anaconda

Pour installer anaconda dans les differents plateformes, Il faut suivre la documentation officielle d'Anaconda. <https://docs.anaconda.com/free/anaconda/install/index.html>

IV.2 Preparation d'environnement et l'installation des packages

On commence par le création une environment avec Anaconda, et installer les packages nécessaire !

```
1 conda create -n 'nom denvironnement' python=3.7
```

puis in utilise la commande de git pour faire le clonage d'un repository !

1 - Pour importer la base de donnée, en ecrivant ce code !

```
1 git clone https://github.com/rastislavkopal/brain-tumor-segmentation
```

2 - Pour importer le modèle Mask R-CNN

```
1 git clone https://github.com/matterport/Mask_RCNN.git
```

maintenant, en change le directory vers **MaskRCNN** et télécharger les packages

```
1 cd Mask_RCNN
2 pip install requirements.txt
```

et finalement on import le notebook qui est déjà prêt dans notre compte github !

```
1 git clone https://github.com/abdou1579/Brain-tumour-segmentation-Mask-RCNN
```

Finalement on ouvre le notebook et commence le travail !

IV.3 Spécification de Hardware

Pour l'entraînement de modèle et faire l'inférence, on a travaillé sur notre propre PC, qui a les caractéristiques suivantes :

- **Processeur** : Intel I7 10^{ème} génération.
- **Carte Graphique** : NVIDIA RTX 2060.
- **RAM** : 16GB.
- **OS** : Ubuntu 22.02.
- **Stockage** : 1TB SSD.

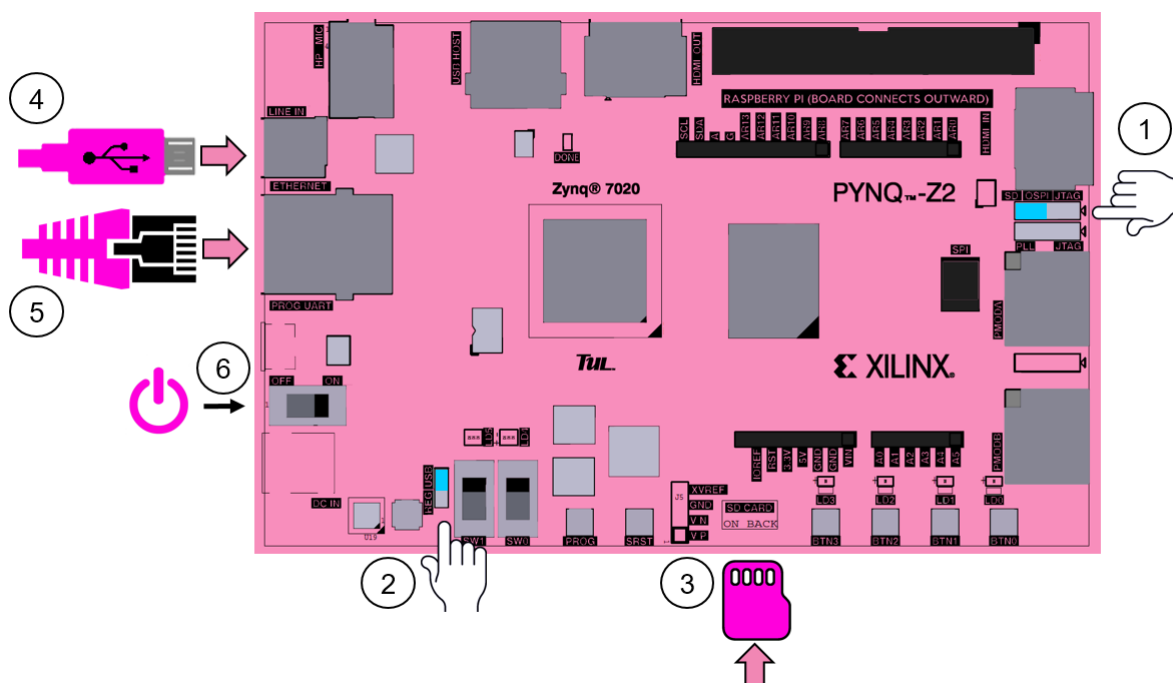
- Avec ces caractéristiques on a réussi à entraîner le modèle pour 20 epochs dans un temps de 20mn !

IV.4 Configuration dans FPGA PYNQ Z2

IV.4.1 Prérequis

- Carte PYNQ-Z2.
- Ordinateur avec un navigateur compatible.
- Câble Ethernet.
- Câble micro USB.
- Carte micro-SD avec une image préchargée ou carte vierge (8 Go minimum recommandés).

IV.4.2 Configuration de la carte



1. Placez le cavalier **Boot** sur la position SD. (Cela configure la carte pour démarrer à partir de la carte Micro-SD).
2. Pour alimenter la carte depuis le câble micro USB, positionnez le cavalier Power sur la position USB. (Vous pouvez également alimenter la carte à partir d'un régulateur de tension externe 12V en positionnant le cavalier sur REG.)
3. Insérez la carte Micro SD chargée avec l'image PYNQ-Z2 dans le slot pour carte Micro SD situé sous la carte.
4. Connectez le câble USB à votre PC/ordinateur portable et au port MicroUSB PROG - UART sur la carte.
5. Connectez le port Ethernet en suivant les instructions ci-dessous.
6. Allumez la PYNQ-Z2 et vérifiez la séquence de démarrage.

IV.4.3 Activation de la PYNQ-Z2

Comme indiqué à l'étape 6 de la Configuration de la carte, faites glisser l'interrupteur d'alimentation sur la position ON pour allumer la carte. Le voyant rouge s'allumera immédiatement pour confirmer que la carte est alimentée. Après quelques secondes, le voyant jaune/vert/Done s'allumera pour indiquer que le dispositif Zynq® est opérationnel.

Après une minute, vous devriez voir deux LEDs bleues ** et quatre LEDs jaune/vert clignoter simultanément. Les LEDs bleues s'allumeront puis s'éteindront tandis que les LEDs jaune/vert resteront allumées. Le système est désormais amorcé et prêt à être utilisé.

Une fois votre carte configurée, vous devez vous connecter à elle pour commencer à utiliser le carnet Jupyter.

Si disponible, vous devriez connecter votre carte à un réseau ou routeur avec accès à Internet. Cela vous permettra de mettre à jour votre carte et d'installer facilement de nouveaux packages.

Vous aurez besoin d'avoir un port Ethernet disponible sur votre ordinateur et les permissions pour configurer votre interface réseau. Avec une connexion directe, vous pourrez utiliser PYNQ, mais à moins de pouvoir relier la connexion Ethernet de la carte à une connexion Internet sur votre ordinateur, votre carte n'aura pas accès à Internet. Vous ne pourrez pas mettre à jour ou charger de nouveaux packages sans accès à Internet.

Connexion directe à un ordinateur (IP statique) :

- Attribuez à votre ordinateur une adresse IP statique
- Connectez la carte au port Ethernet de votre ordinateur
- Accédez à <http://192.168.2.99> dans votre navigateur.

IV.5 PYNQ Z2 Image en MICRO-SD

Pour créer votre propre carte Micro-SD PYNQ :

- Téléchargez l'image PYNQ appropriée pour votre carte
- Décompressez l'image
- Écrivez l'image sur une carte Micro SD vierge (8 Go minimum recommandés)

Pour des instructions détaillées sur l'écriture de la carte SD avec différents systèmes d'exploitation,

IV.6 Résultats

L'entraînement du modèle pendant 15 époques a donné des résultats impressionnants. En utilisant le score Dice comme métrique, le Dice est un critère de performance fréquemment utilisé pour évaluer le succès dans les images biomédicales.

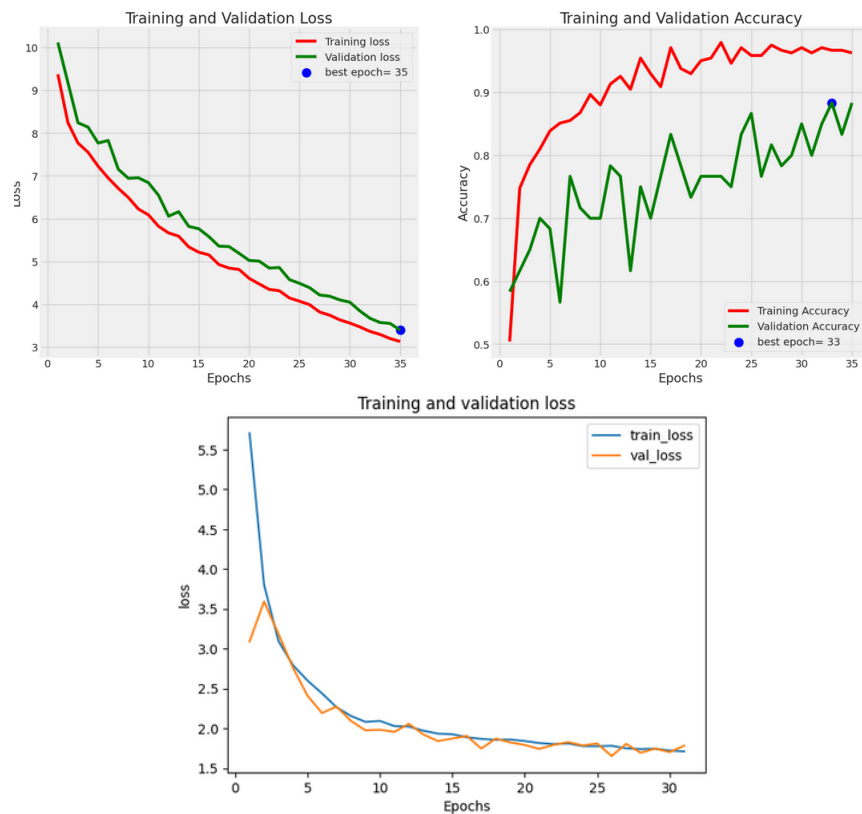


FIGURE 8 – Resultatats de Train and Validation loss

Nous passons quelques images IRM pour les tests et examinons les résultats.

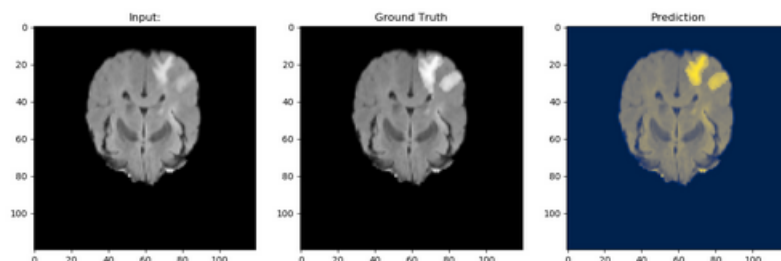


FIGURE 9 – Resultatats de prediction

IV.7 limitations du modèle et des défis rencontrés pendant le stage

Lors du développement d'un modèle de détection de tumeurs cérébrales, plusieurs limitations et défis peuvent se présenter. Voici quelques points à considérer pour identifier les limitations et défis rencontrés pendant le stage :

IV.7.1 Limitations du Modèle

- **Taille de l'Ensemble de Données** : Si l'ensemble de données utilisé pour l'entraînement du modèle est limité en taille, cela peut entraîner une généralisation insuffisante du modèle aux différentes variations possibles dans les images médicales.
- **Imagerie de Qualité Variable** : Les images médicales peuvent présenter une qualité variable en raison de divers facteurs tels que le bruit, les artefacts ou les différences de résolution. Le modèle peut avoir du mal à généraliser efficacement à ces variations
- **Annotations Incomplètes** : Si les annotations du jeu de données ne couvrent pas tous les types de tumeurs ou ne sont pas suffisamment détaillées, le modèle peut ne pas être en mesure de détecter certains cas
- **Classes Déséquilibrées** : Si certaines classes (par exemple, types spécifiques de tumeurs) sont sous-représentées dans l'ensemble de données, le modèle peut être biaisé vers les classes majoritaires.

IV.7.2 Défis Rencontrés

- **Prétraitement des Images Médicales** : Le prétraitement des images médicales pour les rendre compatibles avec le modèle peut être complexe, notamment en raison des différences dans les formats d'image, la résolution et la qualité.
- **Sensibilité aux Hyperparamètres** : Certains modèles, en particulier les architectures complexes, peuvent être sensibles aux hyperparamètres. Trouver les valeurs optimales peut nécessiter des itérations fréquentes.
- **Temps d'Entraînement** : Les modèles sophistiqués peuvent nécessiter des ressources importantes et des temps d'entraînement prolongés, ce qui peut être un défi, en particulier il faut un GPU puissance pour réduire le temps de l'entraînement
- **Validation Clinique** : La validation clinique du modèle, en particulier dans des environnements médicaux réels, peut être un processus complexe et nécessiter la collaboration avec des professionnels de la santé("Faire la différence : Est-ce une vraie tumeur ou bien une lésion?").

V. Conclusions

V.1 Atteinte des Objectifs

V.1.1 Objectifs Atteints

- **Familiarisation avec le Modèle** : Objectif atteint en se familiarisant avec le modèle de détection de tumeurs cérébrales, Mask R-CNN.
- **Programmation et Réalisation de Projets** : Objectif atteint en programmant le modèle pour la détection et la segmentation des tumeurs cérébrales .

V.1.2 Objectifs Non Atteints

- **Validation** : Faire beaucoup d'essais et d'entraînements avec des bases de données réelles, et réaliser une expérience d'acquisition en temps réel.

V.2 Apprentissages et Compétences Acquises

- **Maîtrise du Modèle Mask R-CNN** :

Acquisition d'une compréhension approfondie de l'architecture et du fonctionnement de Mask R-CNN pour la détection et la segmentation d'instances

- **Traitement d'Images Médicales** :

Développement de compétences dans le prétraitement et la manipulation d'images médicales, y compris l'annotation des tumeurs cérébrales.

- **Programmation sur PYNQ** : la programmation sur PYNQ a fourni une expérience précieuse dans le domaine des systèmes embarqués.

- **Gestion de Projets** : Amélioration des compétences en gestion de projet, y compris la planification, l'exécution et la documentation des étapes du projet.

V.3 Perspectives Futures :

- **Optimisation des Hyperparamètres** : Exploration approfondie des hyperparamètres du modèle, notamment le réglage du taux d'apprentissage et de la taille du lot, pour optimiser les performances.

- **Élargissement de l'Ensemble de Données** : Expansion de l'ensemble de données avec des cas plus diversifiés pour améliorer la généralisation du modèle à différentes variations.

- **Exploration d'Autres Modèles** : Exploration d'autres architectures de modèles de segmentation pour évaluer leur efficacité par rapport à Mask R-CNN.

En conclusion, Ce stage sur la détection de tumeurs cérébrales a approfondi notre compréhension des enjeux de la santé. En utilisant le modèle Mask R-CNN, nous avons amélioré la précision de localisation des tumeurs malgré des défis tels que le besoin de données diversifiées et d'ajustements d'hyperparamètres. Ces obstacles ont renforcé nos compétences en programmation, traitement d'images médicales et gestion de projets. Ces connaissances seront essentielles pour perfectionner les technologies de détection de tumeurs cérébrales, contribuant ainsi aux progrès des diagnostics et des soins médicaux.

VI. Annexe

- Article : Deep Learning for Cardiac Image Segmentation : A Review *fcvm* – 07 – 00025
- Article : Class-Wise Fully Convolutional Network for Semantic Segmentation of Remote Sensing Images
- Article : Medical Image Segmentation Techniques, a Literature Review, and Some Novel Trends
- Ananconda official site : <https://docs.anaconda.com/free/anaconda/install/index.html>
- PYNQ Z2 Documentation : https://pynq.readthedocs.io/en/v2.3/getting_started/pynq_z2_setup.html