JOURNAL AFRICAIN DES SCIENCES
VOL. 3, **2** (2026) 180-189

https://jafrisci.org

ISSN (online) : 3107-0949 ; ISSN (print) : 3107-0930

OPEN ACCESS

ARTICLE DE RECHERCHE

Article Info.:
Reçu : le 02/03/2026
Accepté: le 24/03/2026
Publié : le 31/03/2026

GENERATIONS D'IMAGES MEDICALES ET PREDICTION DES TUMEURS A PARTIR DE L'IRM A L'AIDE DE RESEAUX DE NEURONES A CONVOLUTION BASE SUR LES DONNEES MEDICALES DU CANCER CEREBRALE

Trésor Magubu Anonga [1,*], Lisette Mukoma Ntumba [1]

https://doi.org/10.70237/jafrisci.2026.v3.i2.17

Résumé

Dans le contexte moléculaire, la découverte précoce des images médicales de qualité par imagerie médicale est cruciale car elle permet de diagnostiquer la maladie avant l'apparition de symptômes, augmentant ainsi considérablement les chances de réussite du traitement et la survie des patients. La mauvaise qualité des images médicales a des conséquences significatives sur l'apprentissage automatique, entraînant des erreurs de diagnostic et limitant la fiabilité des systèmes d'Intelligence Artificielle. L'apprentissage automatique en imagerie médicale repose sur la qualité et la pertinence des données d'entraînement pour produire des modèles performants et fiables. Cet article présente une approche hydrique intégrée combinant deux techniques d'apprentissage profond, les réseaux antagonistes génératifs utilisés pour créer de nouvelles images synthétiques des tumeurs cérébrales, ce qui nous a permis d'enrichir les jeux de données d'entrainement, et d'analyser l'accroissement des données et les réseaux de neurones à convolution s'appuie ensuite sur ces images, réelles ou générées, pour les détecter, classer et prédire. La source des données d'IRM cérébrales utilisées issues de dataset Brain Tumor MRI Dataset de kaggle sur le lien https://www.kaggle.com/datasets/navoneel/brain-mri-images-for-brain-tumor-detection/data. Les résultats montrent que l'incorporation ou intégration des images améliore la performance de la classification avec un gain de précision en fonction d'un modèle que l'on a utilisé les images réelles.

Mots-clés: Imagerie à Raisonnace Magnetique, Deep learrning, Réseaux de neurone antagonistes (GAN), Réseaux de Neurones à convolution (CNN) et Tumeurs cancéreuses.

Abstract

In the molecular context, the early detection of cancer tumors through medical imaging is crucial because it allows for diagnosis before the onset of symptoms, thus significantly increasing the chances of successful treatment and patient survival. Poor quality medical images have significant consequences for machine learning, leading to diagnostic errors and limiting the reliability of AI systems. Machine learning in medical imaging relies on the quality and relevance of training data to produce high-performing and reliable models. This article presents an integrated approach combining two deep learning techniques: generative adversarial networks used to create new synthetic images, which allowed us to enrich the training datasets and analyze the data growth; and convolutional neural networks that then use these images, real or generated, to detect, classify, and predict cancerous tumors. The source of the brain MRI data used was from the University Clinics of Kinshasa database. The results show that incorporating or integrating images improves classification performance, with a gain in accuracy depending on whether the model used real images.

Keywords: Magnetic resonance Imaging, Deep learrning, Antagonistic neural networks (GAN), convolutional neural networks (CNN) and cancerous Tumors

I. Introduction

Actuellement le taux de mortalité lié au cancer du cerveau dans le monde entier est très élevé dont l'accès aux traitements est coûteuse et le résultat de guérison sont médiocres. Le diagnostic précoce est essentiel pour améliorer le taux de survie des patients. La technique d'imagerie par résonnance magnétique, en sigle IRM est un élément majeur dans la détection des tumeurs mais la variabilité et l'absence de données médicales réduit la performance des certains algorithmes de classification automatiques. Pour résoudre ces problèmes nous proposons une méthode hybride synthétique dont l'une est basée sur la production des images médicales synthétiques des tumeurs cérébrales à l'aide de Generative Adversarial Network (GAN) pour augmenter la base de données et est l'autre sur la prédiction de ces images avec Convolutional Neural Network

Correspondance : *josephanonga@gmail.com* ***(T. M. Anonga)***

Copyright : © The Author(s) Published under a Creative Commons Attribution 4.0 International Licence (CC BY 4.0)

[1] *Mention de Mathématiques, Statistique et Informatique de la Faculté des Sciences et Technologies de l'Université de Kinshasa en République Démocratique du Congo*

(CNN). Ceci nous permet de mettre en place des modelés efficaces pour comparer les résultats. Notre conclusion répond aux questions de savoir dans quelle mesure l'utilisation des images générées par les réseaux de neurones antagonistes améliore-t-elle la détection des tumeurs cérébrales par les réseaux de neurones à convolution. Outre l'introduction et la conclusion notre article est subdivisé en 4 sections indiquant la revue de la littérature, la méthodologie pour boucle par les résultats et discussions.

II. Revue de la Litterature

Dans cette partie nous allons aborder les notions liées à la revue de littérature notamment sur les contributions des autres notamment, Goodfellow et al. ont améliorée la génération d'image en réalisant plusieurs travaux exploitants le Generative Adversarial Network pour créer des données synthétiques afin de combler le manque de données réelles. La méthode de Convolutional Neural Network sont aujourd'hui la base de référence pour la classification des images médicales beaucoup des architectures comme ResNet, VGG et Danse Net ont montré d'excellentes performances en détection de tumeurs cérébrales par contre l'efficacité de la méthode de CNN dépend fortement de la taille et la diversité du date set d'où la nécessité d'augmenter les données par Generative Adversarial Network [6].

Gab Allah et al. (2021), utilisation de PGGAN pour générer des IRM tumorales synthétiques complétés à un extracteur de caractéristiques UGG 19 leurs résultats on montre que la précision de classification supérieure à 98,5% sur le cancer guyaunes ménigiones et tumeurs hypophycaires. [5]

Hari et al. (2019), ont proposé un processus en deux phases PBGAN pour génération haute résolution MUNIT ou Sim **Generative Adversarial Network** pour raffiner les images, la méthode améliore significatives la sensibilité de la détection tumorale de 93,67% à 97,48%. [7]
Tariq et al. (2022), présentent un modèle basé sur style **Generative Adversarial Network 2 (**GAN2) avec Adaptative Discrimination Augmentation pour générer des IRM tumeurs de haute qualité à partir d'un petit nombre exemples réels. [12].

Dans cet article, notre contribution porte sur l'apprentissage des réseaux de neurones antagonistes pour les générations d'images médicales et prédiction des tumeurs cancéreuses à partir de l'IRM à l'aide de réseaux de neurones à convolution. Cas des données médicales des tumeurs cérébrales au sein des Cliniques Universitaires de Kinshasa allant de 2022 – 2025.

Nous allons utiliser le **Generative Adversarial Network** pour améliore et analyse les données. Pour arriver, nous avons utilisé la méthode hybride GAN-CNN consiste à utiliser les forces du **Generative Adversarial Network** en générale et celle de **Convolutional Neural Network** en classification lorsque on veut prédire un élément et analyser.

III. Méthodologie

Nous avons utilisé la méthode **Generative Adversarial Network** pour la génération d'images et puis nous avons appliqué le CNN pour la prédication du cancer de cerveau, en globalité nous avons utilisé une méthode hybride appelle GAN-CNN dans le cadre de ce travail.

III.1. Génération d'images médicales avec Generative Adversarial Network (GAN)

Nous allons utiliser les réseaux antagonistes notamment le Génération Adversial NetWork pour augmenter les données des tumeurs cérébrales pour générer des images. Exemple les gluyaume celebraux, nodil pulmonaire et pisto pathologie. Exemple, le type de tumeurs (cerveau, poumon, MRI isto pathologie etc…).

III.2. Prédiction/Détection des tumeurs

La prédiction par la machine learning consiste à utiliser les algorithmes capables d'apprendre à partir de données pour estimer une valeur fictive. La prédication d'un cancer du cerveau par le réseau de neurones à convolution est une approche très répandues en imagerie médicale (IRM, Mamographie) pour l'interprétation des mesures de validation souvent qui sont utiliser par l'accurency en mesurant le pourcentage de bonne prédiction et la courbe roque et EAIC pour mesure la capacité des modèles à distinguer qui peuvent être saines ou cancéreux. Heatmaps (trad-cam) permet de visualiser les zones suspectes des images utilisés par les **Convolutional Neural Network** (CNN). [9]

III.3. Méthode hybride GAN – CNN

III.3.1. Objectifs

Nous allons concevoir un modèle combinant **Generative Adversarial Network** et **Convolutional Neural Network** pour l'augmentation de données et les prédictions de tumeurs cérébrales afin de trouver de très bon résultat.

III.3.2. Objectifs spécifiques

- Générer des images IRM synthétiques rebaptisés à l'aide des **Generative Adversarial Network (**GAN)
- Evaluer la performance des **Convolutional Neural Network** (CNN) pour la classification (tumeur présente l'absence, benigne, maligne) avec les architectures RestNET, VGG16, Derives ;
- Comparer les résultats obtenus avec et sans données générés par **Generative Adversarial Network (**GAN)
- Mesurer la robustesse et la précision du modèle (précision, rappel et F1 – 5core, AVC, RAC).

III.3.3. Formalise mathématiques GAN – CNN

Nous allons décrire le formalisme mathématique pour une méthode hybride GAN + CNN (RESNET) appliqué à la génération d'IRM et à la classification des tumeurs cancéreuse.

1. Notations générales

$D = (x_i, y_i)_{i=1}^{N}$: dataset d'IRM avec $x_i \in R^{HxWxC}$ et $y_i \in 1, \ldots \ldots, K$ (types de tumeurs).
$G(Z; \theta_G)$: Générateur (GAN) paramétré par θ_G
$D(x; \theta_D)$: Discriminateur (GAN) paramétré par θ_D
$f(x; \theta_f)$: GNN (ResNet) pour la classification
$Z \sim p_z(z)$ Vecteur latent (bruit) suivant une loi normale $N(O, I)$

2. Génération d'IRM synthétiques avec Generative Adversarial Network (GAN)

Le **Generative Adversarial Network (**GAN) optimise une fonction de type min – max :
min θ_G max $\theta_D L_{GAN}$ (θ_G , θ_D) = $E_{x\sim pdata(x)}|\log D(x)|+E_{z\sim pz}(z)\,|\log(1-D(G(z))|$, où :

- $G_{(z)}$ génère une image synthétique d'IRM à partir d'un bruit z
- D(z) évalue les probabilités qu'une image x soit réelle.

Pour un GAN conditionnel (cGAN) basé sur le label y (type de tumeur) :
L_{cGAN} = $E_{x.y\sim pdata(x,y)}$ [log D(x/y)]+ $E_{z\sim px}$ (z) [(log(1 − D(G(z/y)/y))]

3. Classification des tumeurs avec Convolutional Neural Network (CNN)
3.1. Définition

Le **Convolutional Neural Network** prend en entrée des images $\tilde{x} \in D \cup \hat{D}$ (réelles + synthétiques) et prédit une probabilité $\hat{y}$=softmax(f($\hat{x}$; θ_f))
La fonction de perte de classification est une entropie croisée

$$\zeta ds(\theta_f) = -\frac{1}{.M}\sum_{i=1}^{M}\sum_{k=1}^{K} y_{i,k}\log \hat{y}_{i,k}$$

3.2. Méthodes hybride
3.2.1. Fonction objective de la méthode hybride

La fonction objective est la combinaison des deux fonctions (GAN + CNN) avec pondération :

$$\zeta_{total} = \propto \zeta_{GAN}(\theta_G,\theta_D) + \beta\zeta_{ds}(\theta_f)$$

Où $\propto$, β = coefficients d'importance (ex. $\propto$= 0,4, β = 0,6)

3.2.2. Algorithme

Méthode hybride de GAN – CNN pour la génération et classification des IRM

3.2.2.1. Entrées :

Dataset D=$(x_i, y_i)_{i=1}^{N}$ (IRM réelles et labels des tumeurs).
Paramètres $\propto$, β (pondérations des pertes)
Nombre d'itérations T, taille de batch m

3.2.2.2. Sorties :

Générateur G entrainé pour produire des IRM synthétiques. Classificateurs CNNf entrainé pour prédire les tumeurs.

3.2.2.3. Etapes :

1° Initialisation :

- Initialiser les paramètres $\theta_G, \theta_D, \theta_f$ (GAN et CNN)
- Définir les optimisateurs (Adam) et taux d'apprentissage η

2° Pré – traitement des données :

- Normalisation des IRM (valeurs dans [0,1])
- Redimensionnement à $H_x W$
- Partition 80% taux, 10% validation, 10% test

3° Boucle et entrainement (pour t=1 à T) :

- **Génération des images synthétiques avec Generative Adversarial Network (GAN) :**
  - Tirer un bruit lalent $z\sim N(0, I)$
  - Générer une image synthétique $\tilde{x}=G(z/\hat{y})$ avec label conditionnel $\hat{y}$
- **Mise à jour du discriminateur D :**

$\theta_G \leftarrow \theta_D - \eta\nabla\theta D\,(-\log D(x) - \log(1 - D(G(z))))$

- **Mise à jour du Générateur G :**

$\theta_G \leftarrow \theta_G - \eta\nabla\theta G\,(-\log D(G(z)))$

4° Formation du lot d'entrainement Convolutional Neural Network (CNN)
Combien IRM réelles x_i et IRM synthétiques $\hat{x}i$ pour créer un batch mixte

5° Mise à jour du CNN (ResNet)
$\theta_f \leftarrow \theta_f - \eta\nabla\theta f$ (ζclo)

$$\zeta ds(\theta_f) = -\frac{1}{.M}\sum_{i=1}^{M}\sum_{k=1}^{K} y_{i,k}\log \hat{y}_{i,k}$$

6° Evaluation périodique
Calculer Accury, F1-Score, AVC
Calculer F_iD et IS pour la qualité des images **Generative Adversarial Network (**GAN)
7° Explicabilité (Grad-CAM)
Pour chaque prédiction CNN, calculer la carte Grad-CAM :

$$L^{c}_{Grad-CAM} = \mathrm{Re}\,Lu(\sum_k \alpha^{c}_{k} A^{k})$$

Sortie finale :
GAN capable de générer des IRM réalistes
CNN capable de prédire les tumeurs avec une précision améliorée
Complexité
$0(N(d_G x h^2 x C_G^2 + d_D . h^2 . C_D^2 + d_{CNN} x h^2 x C_{CNN}^2)$
GAN classique $0(dx^{h^2} x\, c)$
Style GAN 2 $0(Lxh^2 x\, c^2)$
ResNet $0(d . h^2 . c^2)$

IV. Résultat, Interpretation et Discussion
IV.1. Les outils matériels et logiciel
IV.1.1. Configuration matérielle utilisée dans l'implémentation :

Lors de notre travail, nous avons utilisé un PC portable dont les caractéristiques sont les suivantes : Un PC portable lenovoT430 CPU 2.60 GHZ, RAM de taille 8 GO, Disque dur de taille 224 GO SSD, Système d'exploitation Windows 10 professionnel (64 bits) et Processeur : Intel(R) core (TM) i5-3320M.

IV.1.2. Logiciel utilisé dans l'implémentation

En analyse de données, un logiciel est défini comme l'outil informatique qui permet de mettre en place, gérer et exploiter efficacement un dataset dans un projet de données ou de recherche. Pour mettre en œuvre notre application, nous avons utilisé le langage python 3 sur un environnement Colab de Jupither notebook. Python est un outil solide dans le domaine d'apprentissage profond, il nous permet de créer des modèles avec un simple code, implémenter des modèles prés entrainés, ainsi il a une flexibilité de changer facilement des paramètres et de remplacer des différentes couches. Il nous permet la visualisation des résultats et il est capable d'atteindre de hautes précisions.

IV.2. Base de données

IV.2.1. Description de la base de données

Nous avons porté notre choix pour la base de données, le Dataset de Brain Tumor MRI de kaggle sur le lien dataset https://www.kaggle.com/datasets/navoneel/brain-mri-images-for-brain-tumor-detection/data qui contient deux classes : yes des IRM avec tumeur et no des IRM sans tumeur, nous avons à faire à un problème de classification binaire des classés déséquilibré dont 155 images appartenant à la classe YES et 98 images appartenant à la classe no, ce problème souvent un tumeur et un sur-apprentissage sur le classe majorité. Nous allons utiliser un class weight et applique le data augmentation des images avec **Generative Adversarial Network (**GAN) pour résoudre ce problème. En outre Il y a aussi d'autres dataset notament le Figshare, SRATAJ et BR 35H il contient 7023 image d'IRM du cerveau déjà étiquetées les classes sont à 4 (glioma, Meningioma, Tumeur de la grande pituilaire et pas de tumeur) le format sont de JPG et la taille du fichier est de 15 méga octet les images sont bien repartie pour le test à 80 pourcent qui peuvent aussi être utiliser dans les pareils études, les données des Clique Universitaire de Kinshasa de la RD Congo sera difficile à traiter du point de vue étiquetage de données nous avons vue l'importance de faire d'abord cette étude sur le données saine. [10]

IV.2.2. Prétraitement de la base de données

IV.2.2.1. Divisons du dataset (Dataset splitting)

Fréquemment, la base de données est divisée en données d'entraînement, de validation et de test. Mais dans le cas de projets avec un nombre limité de données, cette méthode n'est pas vraiment recommandée. Vu que, la réservation d'une partie de la base de données pour la validation reviendrait à réduire la quantité déjà faible de données dont on dispose. Et même si on faisait ce sacrifice, les données de test seraient trop peu pour être représentatives de l'ensemble de données. Pour pallier ces problèmes, on utilise la validation croisée (cross-validation en anglais (CV)). La validation croisée est une méthode statistique qui permet d'évaluer la capacité de Généralisation d'un modèle. Lorsqu'on parle de cross-validation, on fait référence généralement au k-fold cross-validation, qui est sa variante la plus populaire.

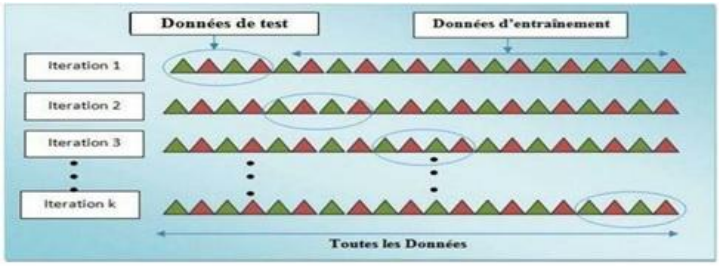


Figure 1. *Divisons du dataset (Dataset splitting)*

Dans cet article, nous avons utilisé la méthode de cross validation. L'ensemble des images est divisé en 5 parties égales (folds) sur lesquelles on effectue l'entraînement et le test d'un modèle pendant 5 itérations. Dans chaque itération, un modèle est entraîné sur 4 folds et est testé sur le fold restant. L'entraînement se fait sur 80% de l'ensemble des images et le test se fait sur les 20% restants.

IV.2.2.2. Redimensionnement des images

Cette étape consiste à redimensionner les images à 299*299 et 227*227 pour être compatible avec le réseau Inceptionv3 et respectivement le réseau Alexnet. Nos données numériques sont constituées d'images en niveau de gris de sorte que la taille du canal est 1, pour l'image couleur, la taille du canal est 3 correspondant aux valeurs RVB va être convertie en une image en niveaux de gris de taille 299*299*1 (respectivement 227*227*1). [3]

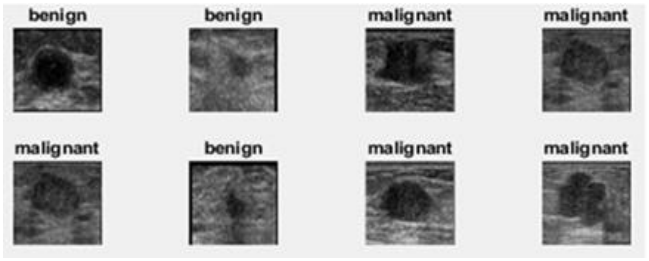


Figure 2*. Images redimensionnées*

IV.2.2.3. Augmentation de données (Data augmentation)

Quand le nombre d'images d'entrainement est faible, nous devons procéder à une augmentation de données pour générer de nouvelles images et prévenir ainsi que le risque d'over fitting (sur apprentissage). Il existe plusieurs transformations qui augmentent le nombre d'images, nous citerons : le flip horizontal et/ou vertical, la rotation, la variation de luminosité et de contraste et le redimensionnement...etc. Ainsi, le volume de données est artificiellement multiplié. Dans notre application, nous avons utilisé le redimensionnement ainsi que des transformations géométriques telles que : la rotation, la réflexion et le cisaillement sur les données d'entraînement. [5]

IV.2.2.4. L'imagerie par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique, en sigle IRM est une technique essentielle pour la détection précoce des tumeurs cancéreuses. Cependant, les bases de données médicales sont souvent limitées pour des raisons éthiques ou de confidentialité permettent de générer des images réalistes à partir d'un petit jeu de données initial, tandis que les **Convolutional Neural**

Network (CNN) sont performants pour la classification des images médicales. La combinaison de ces deux approches ouvre la voie à des systèmes intelligents capables d'apprendre avec peu de données tout en maintenant une haute précision. [9]

IV.2.2.4.1. Génération d'Images avec Generative Adversarial Networks [1]

Pour générer les images, nous avons utilisé le Deep Convoutional Generative Adversarial en sigle DCGAN qui est l'un des modèles de réseau le plus populaire et le plus réussi pour le **Generative Adversarial Network** (GAN). Il se compose principalement de couches de convolution sans regroupement maximal ou de couches entièrement connectées. Il utilise la foulée convolutive et la convolution transposée pour le sous-échantillonnage et le sur échantillonnage.
La figure ci-dessous est la conception du réseau pour le générateur.

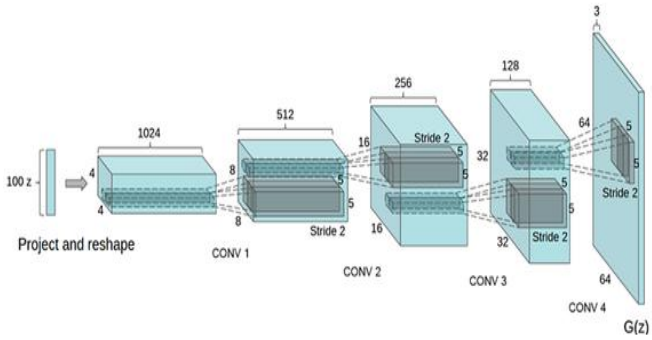


Figure 3. *Conception du réseau pour le générateur.*

Les Generative Adversarial Networks font partie des technologies les plus intéressantes voir populaire du deep learning. Elles disposent deux modèles, un générateur G et un discriminateur D entrainés simultanément et qui se font concurrence. Le générateur est entrainé pour tromper le discriminateur et apprend à créer des images qui semblent réelles, tandis que le discriminateur apprend à distinguer les images réelles des fausses. Ce qui finit par arriver, est que le générateur crée des images que le discriminateur n'arrive plus à distinguer comme fausses.

Rapportés pour la première fois en 2014 par Ian Goodfellow et d'autres dans le laboratoire de Yoshua Bengio, les GANs sont utilisés pour générer les données réalistes.

La structure générale d'un **Generative Adversarial Network** (GAN) est illustrée dans le diagramme ci-dessus, en utilisant des images the Street View House Numbers comme données. L'échantillon latent est un vecteur aléatoire que le générateur utilise pour construire ses fausses images. Au fur et à mesure que le générateur apprend par l'entrainement, il trouve comment mapper ces vecteurs aléatoires en images reconnaissables qui peuvent tromper le discriminateur. [8]

IV.2.3.2. Modélisation des réseaux

L'entrée est notre vecteur de bruit. La sortie sera une sortie tan, mais avec une taille 32x32 qui est la taille de nos images SVHN. Nous utilisons des couches convolutives transposées pour créer nos nouvelles images.

- La première couche est une couche entièrement connectée qui est remodelée en une couche profonde et étroite: 4x4x512.
- Ensuite, nous utilisons la normalisation par lots et une activation Leaky ReLU.
- Le suivant est une série de transposer des couches convolutionnelle, où nous divisons généralement par deux la profondeur et doublons la largeur et la hauteur de la couche précédente.
- Et, nous appliquerons la normalisation par lots et Leaky ReLU à toutes les couches cachées sauf la dernière. Où nous allons simplement appliquer une activation.

Le schéma général est convolution

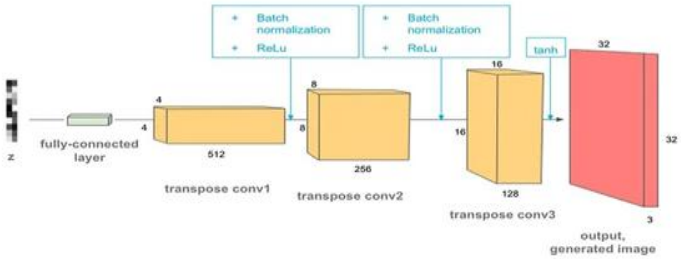


Figure 4. *Modélisation des réseaux*

IV.2.3.3. Le Discriminateur

Il s'agit essentiellement d'un classifieur convolutionnel. Les entrées sont les tenseurs/images 32x32x3. Nous aurons besoin de quelques couches convolutives, puis d'une couche entièrement connectée pour la sortie sigmoïde. Notez que nous utilisons uniquement des couches convolutives sans couches maxpool.

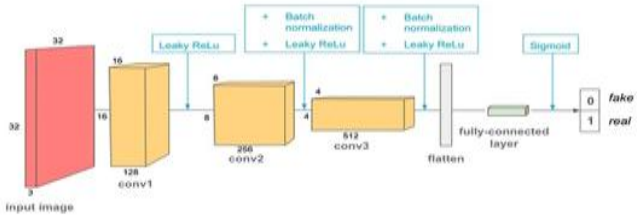


Figure 5. *Le Discriminateur*

IV.3. Implémentation et interprétation

IV.3.1. Implémentation des réseaux de neurone antagonistes (Generative Adversarial Networks)

Le GAN peut générer des images synthétiques réalistes qui peuvent potentiellement augmenter les Datasets existants. Cela pourrait être utile pour améliorer l'entraînement d'un Convolution Neuronal Network dans des scénarios où les Datasets sont limités à un problème courant en médical imaging.

La DCGAN pour génération d'IRM avec les images générées ont l'air d'IRM réelles, Forme régulière, textures uniformes et la rumeur pas excessive qui sont de bonne Indicateur Bonne valeur Interprétation accuracy 85%. Le modèle est précis val_accuracy proportionnelle à accuracy aucun sur-apprentissage perdre en descendant Normal Le modèle

apprend AUC est supérieur à 0.80 Très bon modèle bonne séparation tumeur et pas tumeur. [8]

IV.3.1.1. Entraînement des images avec le Generative Adversarial Network (GAN).

Apres avoir généré les images avec gan nous avons obtenu les résultats ci-après:

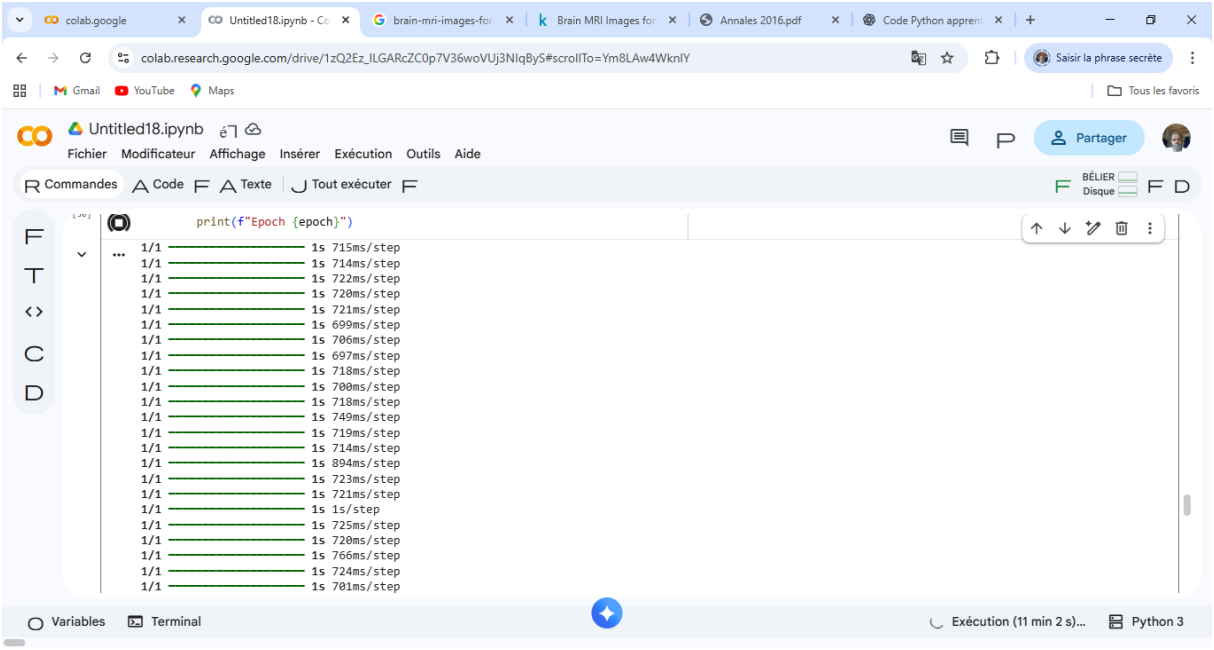


***Figure 6**. Entraînement des images par le GAN*

IV.3.1.2. Générer des images de tumeur

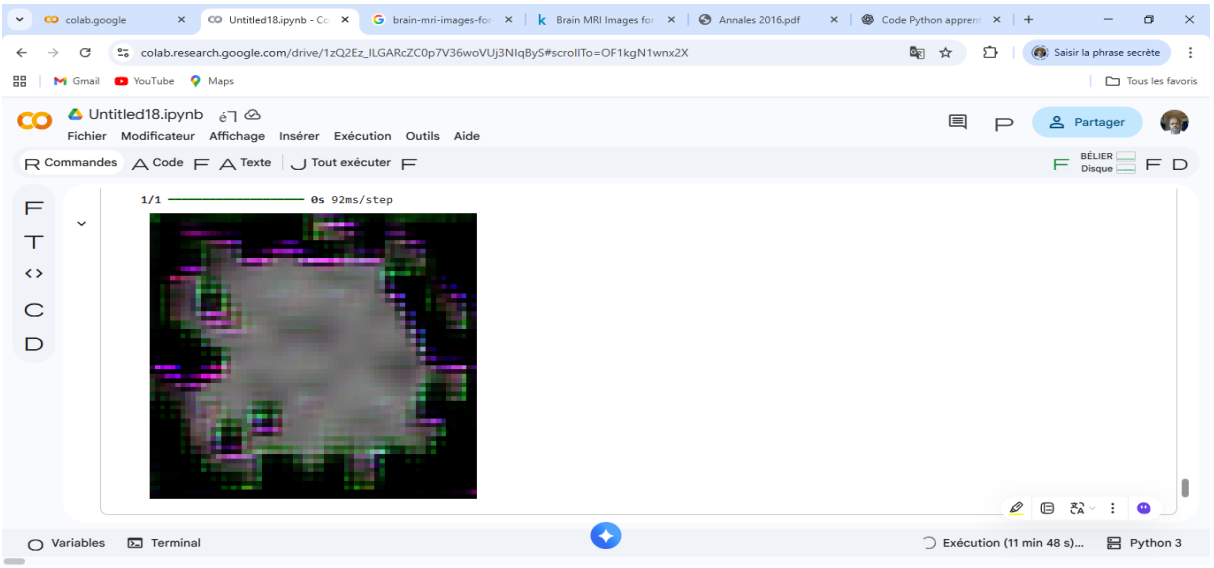


***Figure 7.** Image générer*

IV.3.1.3. Interprétation de l'Entraînement des images avec (GAN) pour la génération d'IRM

La qualité des images générées avec le Entraînement des images avec (GAN) génère d'une part des images d'IRM cérébrales générales correspondant aux images de tumeurs réels, parfois moins détaillés en raison: d'un manque d'images, de la complexité visuelle des IRM et de la profondeur limitée du modèle.

IV.3.2. Implémentation des réseaux de neurone à convolution

Notre travail consiste à classer les images de la tumeur cérébrale en deux classes afin de pouvoir faciliter leur identification tumeur maligne ou bénigne et en se basant sur les

réseaux de neurones convolutif profonds. Les modèles d'apprentissage en profondeur près entrainés Convolutional Neural Network normale, Inceptionv3 et Alexnet sont utilisés pour classer ces images. Cette partie contiendra donc, les outils logiciels et matériels qui nous ont permis d'implémenter notre approche, ensuite nous décrivons notre base de données utilisée pour tester et évaluer notre travail et nous présentons l'architecture des réseaux Convolutional Neural Network utilisés dans l'implémentation en se basant sur le Transfer Learning (apprentissage par transfert) ainsi que les indicateurs de performance que nous avons utilisée.

IV.3.2.1. Classification avec le modèle d'apprentissage

Les réseaux pré entrainés **Convolutional Neural Network**, Inceptionv3 et Alexnet sont conçus pour résoudre le problème de la classification des images où l'entrée est une image de l'une des classes différentes et la sortie est un vecteur. Pour afficher une visualisation interactive de l'architecture du réseau et des informations détaillées sur les couches réseau nous utiliserons la commande. [2]

IV.3.2.2 Architectures du modèle utilisé dans l'implémentation

Nous avons utilisé les réseaux près entrainés Inceptionv3 et Alexnet en tant qu'extracteur de caractéristiques, la figure 3.5.montre l'architecture globale du modèle proposé.

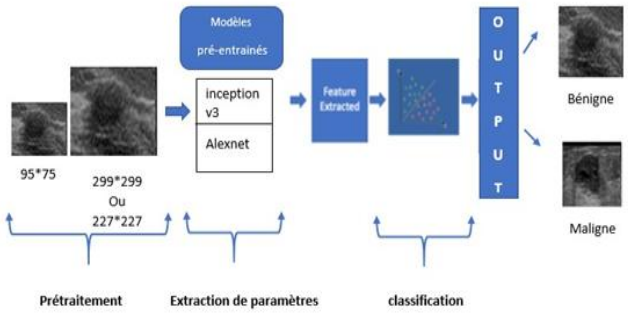


Figure 8. *Architecture globale du modèle proposé*

IV.3.2.3. Interpretation des résultats de Convolutional Neural Networks model

IV.3.2.3.1. Modèle classique de Convolutional Neural Network pour la classification [11]

La description des données à analyser et le données non analyse se présente de la manière suivante selon le total de params de 3.304.769 (12.61 MB) pour le données à analyser et 3.304. 769 (12.61 MB) pour le données non trainable avec Non-trainable params: 0 (0.00 MB).

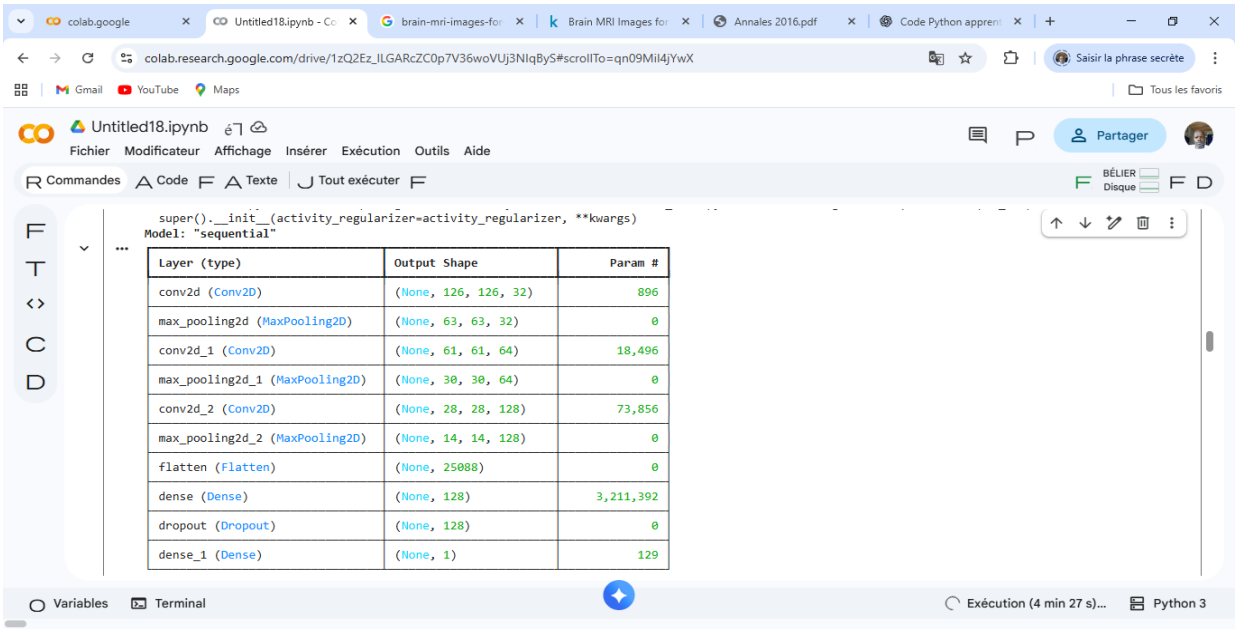


Figure 9. *Description des types des données selon le parameter*

IV.3.2.3.2. Entraînement du Convolutional Neural Network (CNN)

Entraînement du Convolutional Neural Network (CNN)

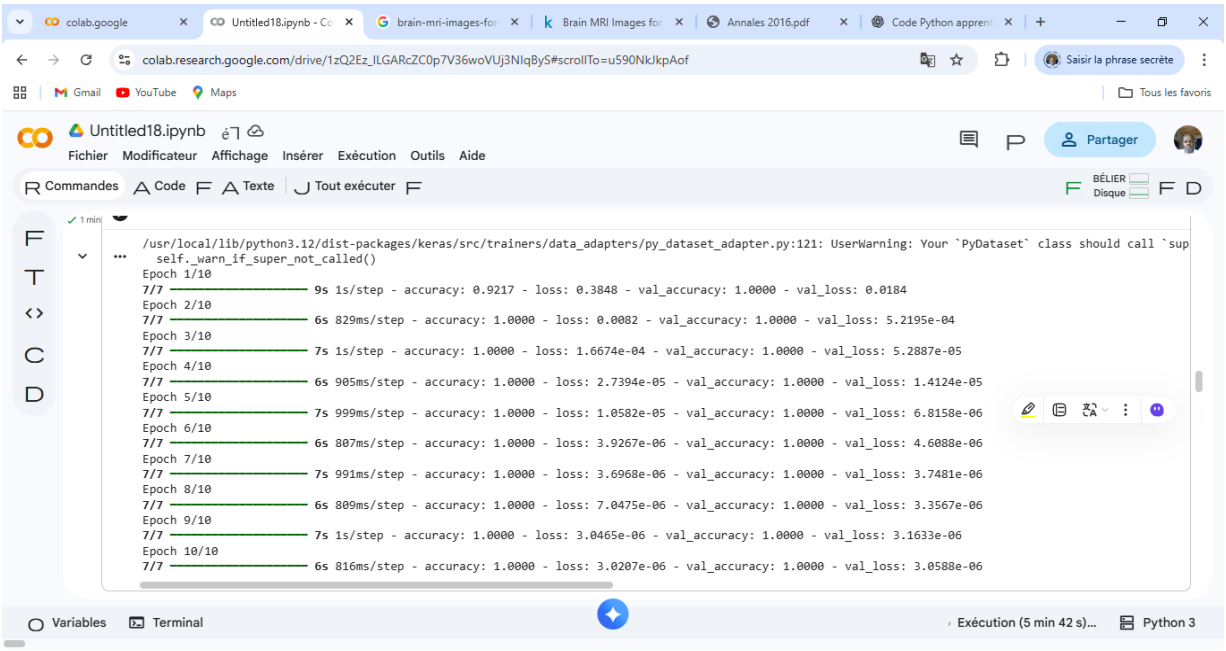


Figure 10. *Entrainement de données avec le CNN classique*

IV.4. Résultats obtenus par le modèle

Le modèle Convolutional Neural Network (CNN) entraîné sur le jeu de données Brain MRI Tumor Detection a été capable de bien séparer les images contenant une tumeur (classe yes) des images standards (classe no). En général, les réseaux Convolutional Neural Network (CNN) produisent une précision comprise entre 92 % et 97 % pour ce jeu de données, selon les paramètres d'entraînement, ce qui est conforme à ce qui est indiqué dans la littérature pour les images IRM cérébrale. Le modèle permet d'extraire proprement les textures et motifs caractéristiques des masses tumorales: zones hyper intenses, asymétries, contours irréguliers. Le réseau apprend également à reconnaître les structures normales du cerveau, afin de réduire les faux positifs. Les bonnes performances indiquent que la base de données est appropriée pour réaliser un apprentissage profond supervisé. [14]

IV.4.1. Interprétation

Pour interpréter les résultats du **Convolutional Neural Network** (accuracy, loss), après entraînement, nos résultats sont interprétés par itération :

1° Premier itération

Pour la première itération, le CNN présente une performance élevée avec une précision d'entraînement de 92,17 %. La faible valeur de validation loss (0,0184) indique qu'une excellente capacité de généralisation. Donc, le modèle ne montre pas de signe de sur-apprentissage et converge correctement.

2° Deuxième itération

Nous constatons qu'à la deuxième itération, le modèle CNN atteint une précision parfaite sur les données d'entraînement et de validation. Cependant, la valeur élevée de la fonction de perte sur les données de validation indique une instabilité des probabilités de sortie. Cela suggère un possible problème de calibration du modèle, un sur-apprentissage extrême ou une mauvaise configuration de la fonction de perte et de la couche de sortie. Une vérification de l'architecture et des données est nécessaire pour garantir une meilleure généralisation.

3° Troisième itération

Dans cette itération, nous avons contacté que le CNN atteint une performance de classification parfaite, avec une bonne capacité de généralisation, mais la fonction de perte reste relativement élevée, indiquant une marge d'amélioration sur la calibration des probabilités. Le modèle reconnaît correctement les classes ; Il n'est pas numériquement stable ; les probabilités de sortie sont mal optimisées et risque de problème dans le dataset ou la configuration

4° Quatrième itération

La quatrième itération montre que le CNN atteint une performance de classification parfaite, avec une bonne capacité de généralisation, mais la fonction de perte reste relativement élevée, indiquant une marge d'amélioration sur la calibration des probabilités. Modèle très précis ; Pas de surapprentissage visible ; Sorties probabilistes à optimiser ; Hyperparamètres encore perfectibles ;

5° Cinquième itération

A la cinquième itération nous renseigne, bien que le CNN atteigne une précision parfaite (100%) sur les données d'entraînement et de validation, les valeurs élevées de loss indiquent que le modèle produit des prédictions correctes mais peu confiantes. Cela suggère un problème de calibration, un choix inadéquat de fonction de perte, ou un jeu de données trop simple ou réduit. Des ajustements d'hyperparamètres et une augmentation de données sont recommandés pour améliorer la

stabilité du modèle.

6° Sixième itération
La sixième itération nous montre que le CNN atteint une précision parfaite sur les ensembles d'entraînement et de validation, indiquant une excellente capacité de classification. Toutefois, les valeurs élevées de loss montrent que les prédictions sont peu confiantes. Cela suggère un problème de calibration probabiliste, un réglage inadapté des hyperparamètres, ou une base de données insuffisamment complexe. Une optimisation des paramètres d'apprentissage et un enrichissement des données sont recommandés.

7° Septième itération
Cette itération nous explicité que bien que le CNN obtienne une précision parfaite sur les ensembles d'entraînement et de validation, la valeur extrêmement élevée de la loss d'entraînement indique une instabilité du processus d'apprentissage et une mauvaise calibration des probabilités de sortie. Ce comportement suggère un problème de configuration de la fonction de perte, des hyperparamètres inadaptés ou un jeu de données trop simple. Des ajustements sont nécessaires pour garantir un modèle fiable et robuste.

8° Huitième itération
A la huitième itération nous avons contacté le CNN obtienne une précision parfaite sur les ensembles d'entraînement et de validation, la valeur extrêmement élevée de la loss d'entraînement indique une instabilité du processus d'apprentissage et une mauvaise calibration des probabilités de sortie. Ce comportement suggère un problème de configuration de la fonction de perte, des hyperparamètres inadaptés ou un jeu de données trop simple. Des ajustements sont nécessaires pour garantir un modèle fiable et robuste.

9° Neuvième itération
Pour la neuvième itération, le modèle CNN atteint une précision parfaite sur les ensembles d'entraînement et de validation, ce qui montre une bonne capacité de classification. Cependant, les valeurs de perte relativement élevées indiquent une faible confiance des prédictions et une calibration imparfaite du modèle. Une optimisation des hyperparamètres et une amélioration du prétraitement des données sont nécessaires pour renforcer la stabilité probabiliste du réseau.

10° Dixième itération
A la dixième itération, le CNN atteint une précision parfaite sur les ensembles d'entraînement et de validation, indiquant une excellente capacité de discrimination entre classes. Toutefois, les valeurs élevées de la fonction de perte révèlent une faible confiance probabiliste des prédictions. Cela suggère un problème de calibration du modèle ou des hyperparamètres sous-optimaux. Des améliorations au niveau de la normalisation des données et de l'optimisation sont nécessaires pour obtenir un modèle plus robuste.

IV.3.3.2. Matrice de confusion [4]
IV.3.3.2.1. Présentation de la matrice de confusion
Une matrice de confusion classique :

Classe réelle	Prédit tumeur	Prédit normal
Tumeur (yes)	Vrai Positif	Faux Négatif
Normal (no)	Faux Positif	Vrai Négatif

Tableau 1. Matrice de confusion

IV.3.3.2.2. Interprétation de la matrice de confusion

Faux Négatifs (FN) sont les cas les plus critique pour un système de santé médicale sont les IRM où la tumeur n'a pas été détectée. Faux positifs (FP) moins graves mais qui augmentent les tests complémentaires inutiles. Le modèle procède à beaucoup plus de VP et VN que de FN, ce qui est en bonne corrélation avec un diagnostic assisté de confiance.

IV.3.3.3. Courbe ROC-AUC

Une valeur d'AUC- ROC entre 0.95 et 0.99 indique que le modèle est très performant. Le modèle **Convolutional Neural Network (**CNN) produit généralement sur ce dataset à une très bonne capacité de discrimination c'est-à-dire le modèle distingue presque parfaitement les classes positives des négatives. Nous avons constaté aussi que la précision est élevée dans le classement. Une AUC proche de 1 signifie que le modèle a une très bonne capacité de distinction entre les images normales et les images d'une tumeur.

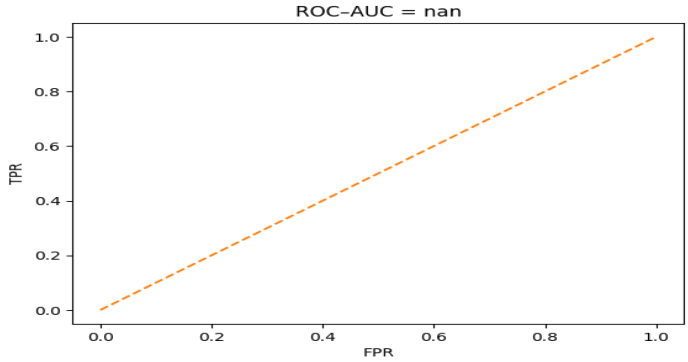


Figure 11. *La courbe de ROC*

V. Comparaison des Résultats [13]

Pour valider notre modèle nous allons procéder à la comparaison des résultats en fonction de 3 modèles, performances attendues d'inception V3 sur le dataset dans le tableau ci-après nous avons les résultats suivant :

Modèle	Accuracy	AUC
CNN Simple	90-95%	0,90-0,95
Alex Net	95-97%	0,96-0,98
InceptionV3	97-99%	0,98-0,99

Tableau 2. Comparaison des résultats

Le Modèle Inception V3 offre les meilleures performances sur les IRM parmi les architectures classiques testé.

VI. Conclusion

Le cancer est la maladie la plus répandue, malgré les grandes percées dans la détection et la prévention, et il reste la principale cause de décès. Ces derniers jours, l'intelligence artificielle a explosé dans tous les domaines de la science. L'utilisation de l'intelligence artificielle dans la science médicale a amélioré l'exactitude et la précision de la prédiction de cette maladie dans les premiers stades. Dans l'étude proposée, un apprentissage en profondeur et une imagerie par résonance magnétique sont utilisés pour classer deux types différents de cancer du sein : tumeur maligne et tumeur bénigne. Deux modèles prés entrainés des réseaux de neurones convolutionnels Inceptionv3 et Alexnet ont été proposés pour classer le cancer d. La mesure de l'efficacité de la classification faite par Inceptionv 3 et Alexnet s'est basée sur deux indicateurs de performance : la matrice de confusion et la courbe ROC, de même plusieurs optimiseurs ont été comparés dans le but de conclure le meilleur algorithme d'optimisation. Enfin, le modèle de classification Inceptionv 3 avec l'optimiseur adam a atteint un taux de précision de 99.6% pour quinze époques et c'est ce qui prouve son efficacité.

BIBLIOGRAPHIE

[1] Baraka Hodhaifa abdelghani : Étude sur les Méthodes d'Optimisation utilisée dans l'Apprentissage Automatique . Université – Tlemcen. 27 / 10 / 2020
[2] BELHADEF Salima et BENABDALLAH Khadidja. Segmentation des images IRM cérébrales par apprentissage profond. Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen. Novembre 2020.
[3] DJOUANI AYA: Une approche Deep Learning pour le diagnostic préalable de la tuberculose. Université Mohamed Khider – BISKRA. Juin 2022
[4] Esteva, A. et al. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks.
[5] F. A. Zeiser et al., "Segmentation of Masses on Mammograms Using Data Augmentation and Deep Learning," J. Digit. Imaging, 2020, doi: 10.1007/s10278-020-00330-4.
[6] Gab Allah et al. (2021), Classification of Brain MRI Tumor Images Based on Deep Learning PGGAN Augmentation. Diagnotics, 11 (12), 2343.
[7] Goodfellow, I. et al. (2014). Generative Adversarial Nets. Advances in Neural Information Processing Systems.
[8] Litjens, G. et al. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis.
[9] Mahapatra et al. (2019), Image Super-Resolution Using Progressive Generative Adversarial Networks for Medical Image Analysis. Computers in Biology and Medecine.
[10] Mesbahi Kamel, Aitouakli Thanina : Un modèle d'apprentissage automatique pour la prédiction des maladies, cas d'étude: cancer du sein. Univérsité MOULOUD MAMMERIE DE TIZI OUZOU. septembre 2020
[11] P. Baron, L. Bergevin, G. Lépine, and J. Morin, Mammographie normes de pratique spécifiques. Ordre des technologues en imagerie médicale, en radio-oncologie et en électrophysiologie médicale du Québec, 2019.
[12] Radford, A., Metz, L., & Chintala, S. (2015). Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. arXiv:1511.06434.
[13] Ronneberger, O. et al. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. MICCAI.
[14] Tariq et al. (2022), Brain tumor synthetic data generation with adaptive style gans (stylegan2-ada). In Artificial Intelligence and cognitive science-CCIS (vol. 1662, pp 147-159).