



Université
de Lomé



utbm
université de technologie
Belfort-Montbéliard

Thème

Mise en place d'un Outil de Diagnostic et de
pronostic basé sur la radiomique pour l'aide à la
prise en charge clinique

APPLICATION A LA TUMEUR DE LA PROSTATE

Présenter par:

SAMA E. S. Souvenir

Maître de stage:

Dr APEKE Séna

Directeur de mémoire

Dr Amir HAJJAM EL
HASSANI

PLAN

01  Introduction

04  Validation des résultats

02  Etat de l'art

05  DEMO

03  Résultats de la recherche

06  Conclusion

Introduction

De nos jours, les cancers constituent l'une des sources de mortalité les plus élevées dans le monde et ceux, malgré les progrès scientifiques et technologiques, les processus de diagnostic et de traitement restent de loin les plus unanimes et uniformes. Plusieurs moyens de diagnostic et de traitement existent, en passant par les plus invasives comme la chirurgie aux moins invasives comme la radiologie. Mais pour une meilleure prise en charge, un cancer doit être détecté le plus précocement possible. Et quoi de mieux que la radiologie pour cette prise en charge rapide et non invasive!

Etat de l'art

Contexte du sujet

Les images radiologiques sont une source d'information très précieuses qui sont sous-exploitées. En effet l'observation apportée par le radiologue étant limitée aux facteurs physiques comme la taille et le volume de la tumeur fait que nous avons toujours besoin de recourir à la biopsie pour en déterminer la texture pour une tumeur donnée. Pour en venir à ce problème un nouveau procédé appelé la radiomics, a été mis sur place consistant à extraire des caractéristiques quantitatives des images afin d'en déterminer leur texture.

C'est en ce sens que se pose la question

Etat de l'art

Problematique



Comment grâce à la radiomique, extraire les caractéristiques des images radiologiques afin de déterminer le taux de malignité d'une tumeur sans avoir recours à la biopsie, une des moyen invasive à éviter de nos jours?

Etat de l'art

Objectifs

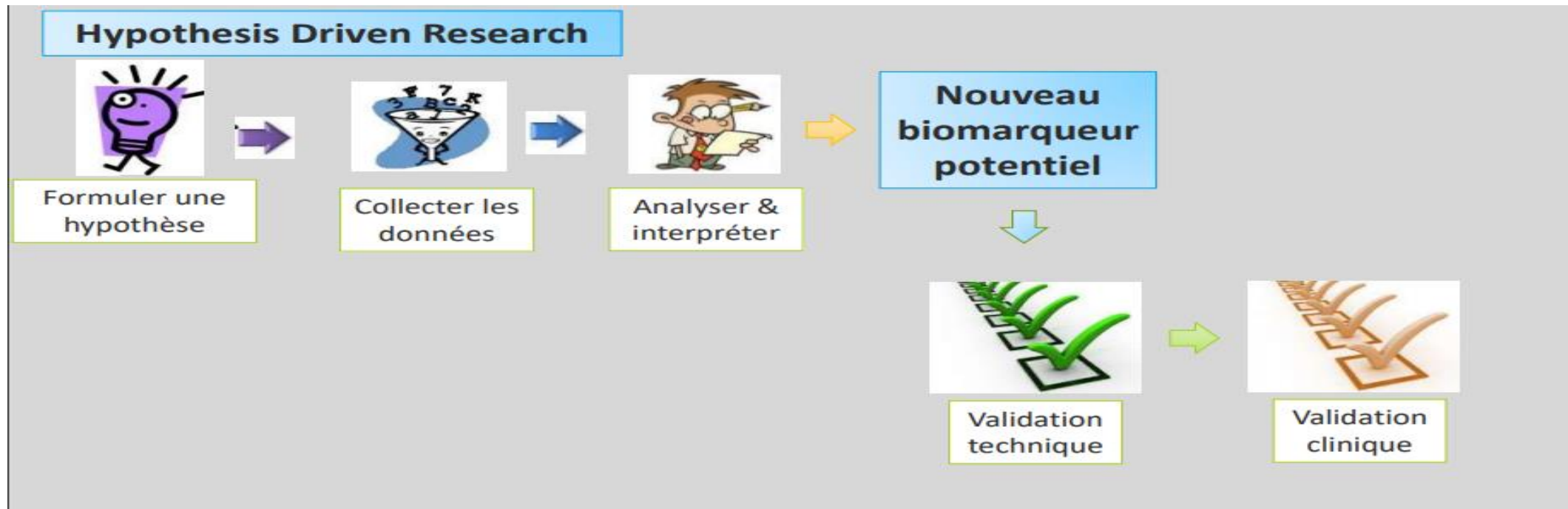
Face au défi, on s'est fixé un certains nombre d'objectifs qui sont

- Réaliser la segmentation des images radiologique IRM sur la base des réseaux U-Net
- Extraire des caractéristiques ou marqueurs radiomique sur la base des images et de leurs masques de segmentation.
- Appliquer cela aux images IRM de la prostate pour la prédiction du grade de Gleason de la tumeur de prostate pour un patient quelconque.
- Intégré le modèle de segmentation et de prédiction de grade à une plateforme d'analyse et de diagnostique des images IRM de la prostate pour la prédiction du grade de Gleason.

Etat de l'art

La démarche scientifique

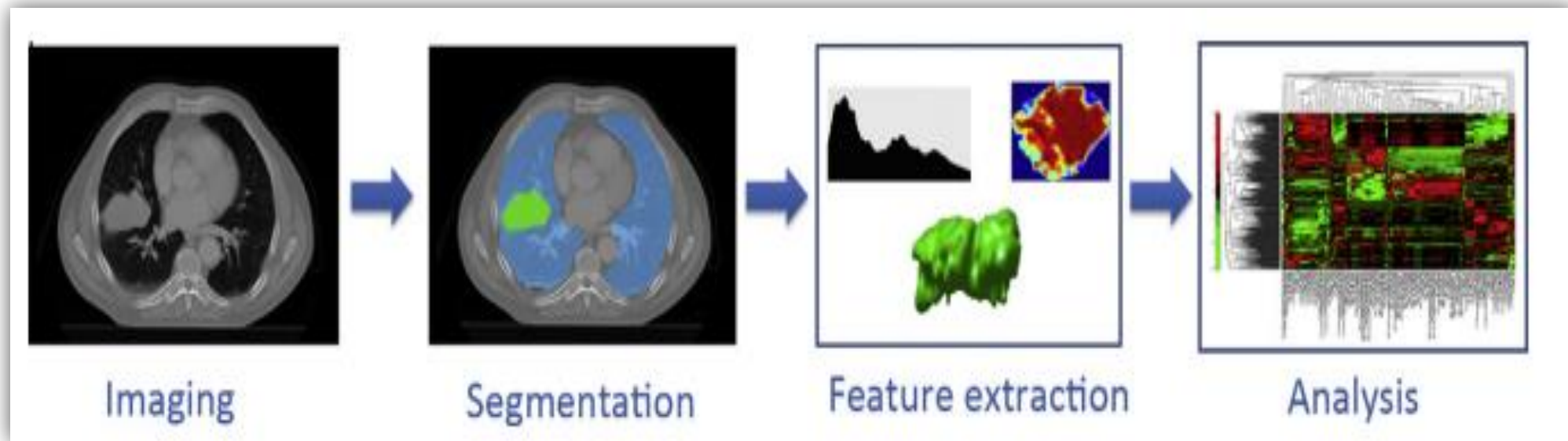
LA RADIOMICS UNE SCIENCE HYPOTHÉTICO-DÉDUCTIVE



Etat de l'art

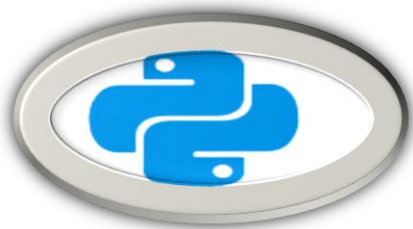
Processus radiomique

Constituer principalement de 04 étapes



Résultats obtenus

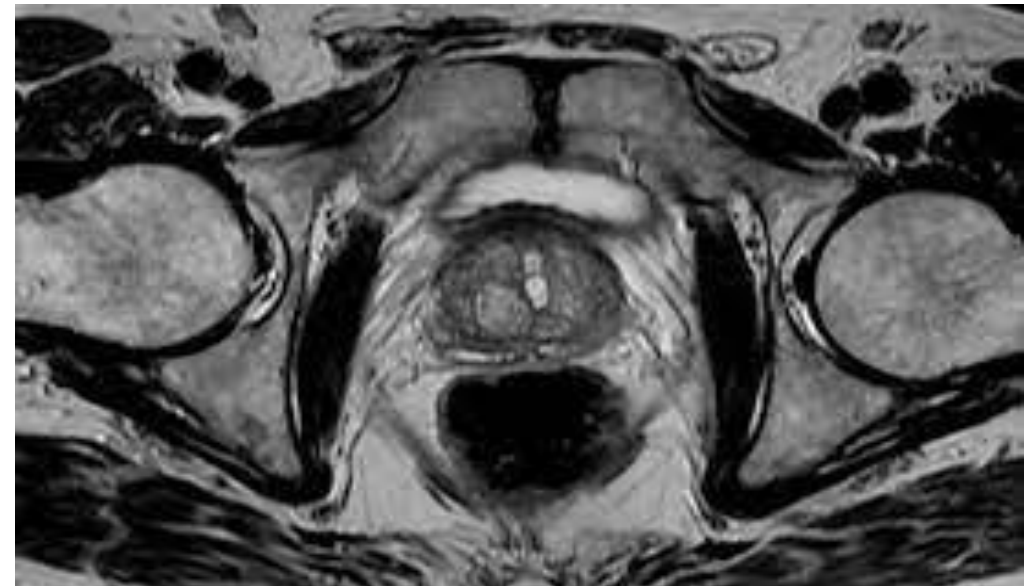
Bibliothèques utilisés



Résultats obtenus

Source des données

NIH NATIONAL CANCER INSTITUTE
CIP Cancer Imaging Program

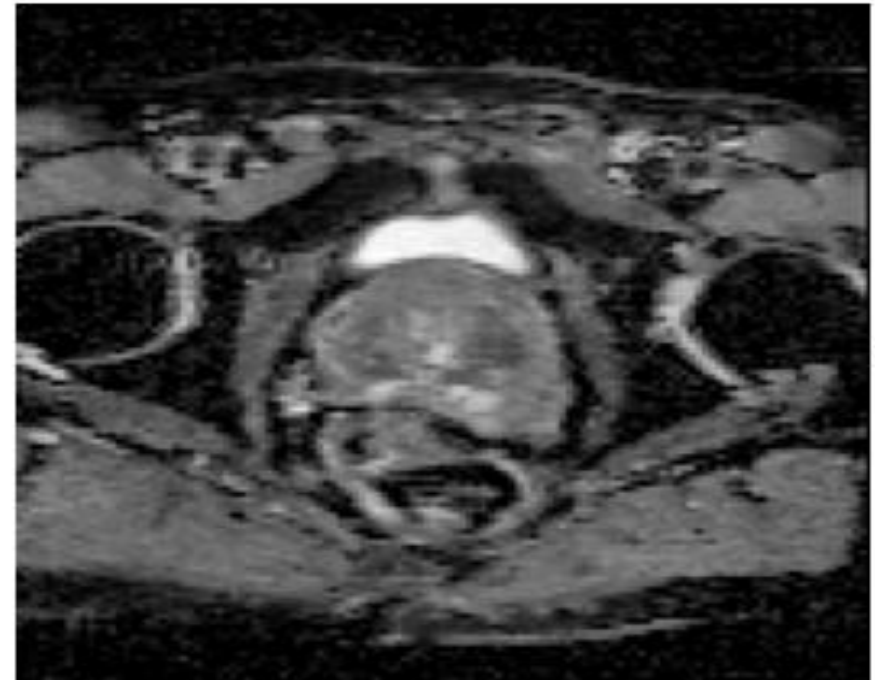


Résultats obtenus

Les données

Nos données sont constitués de deux types d'images à savoir:

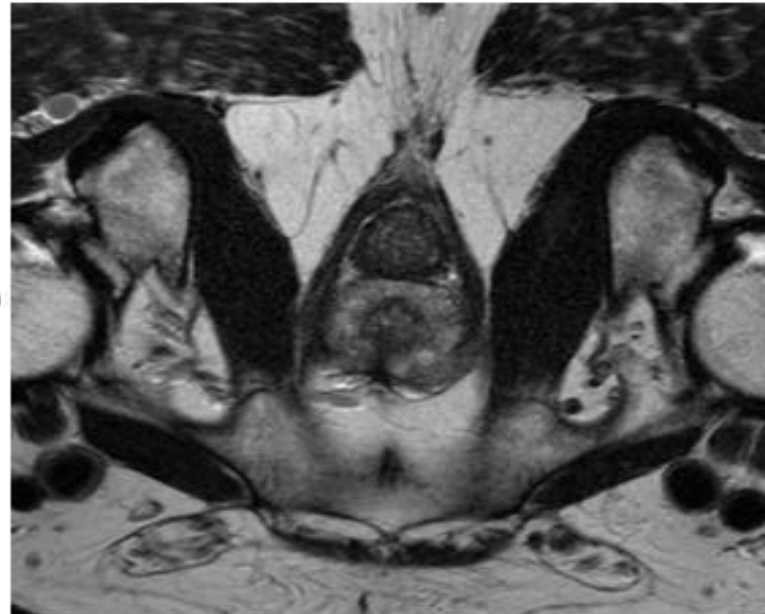
- ❑ Données en pondération diffusion ADC



Résultats obtenus

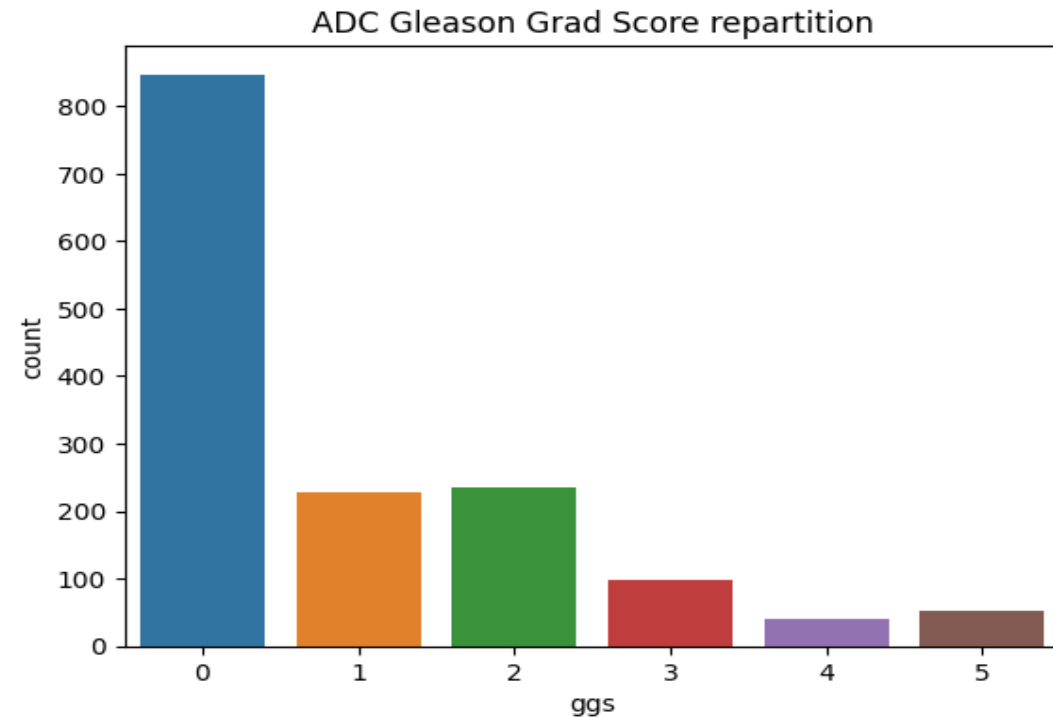
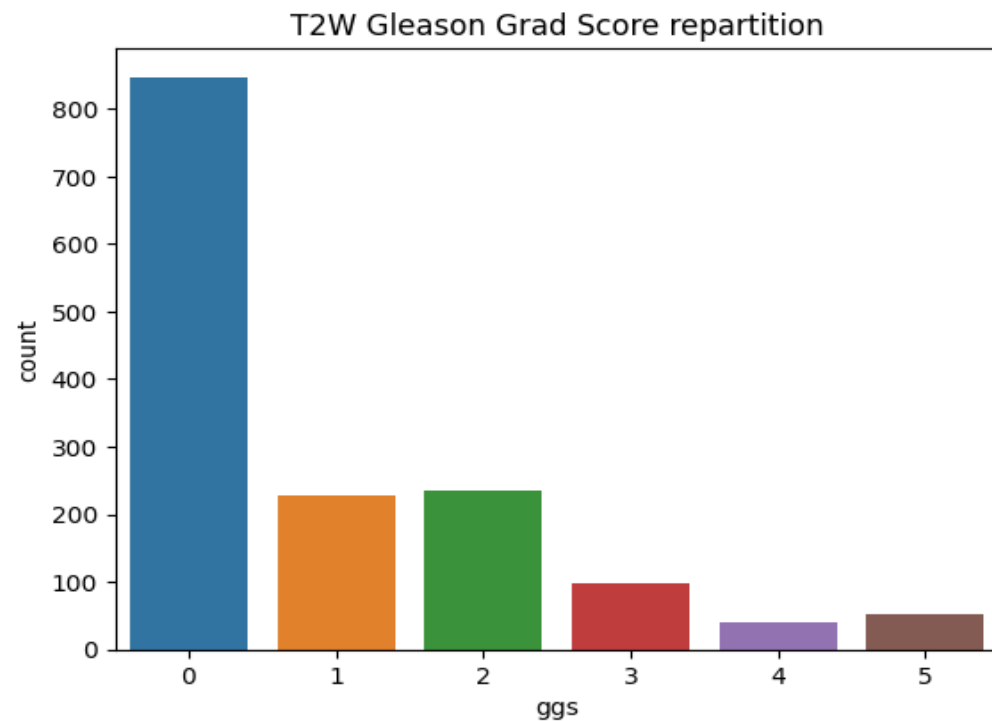
Les données

- ❑ Données en pondération de diffusion en temps de relaxation T2



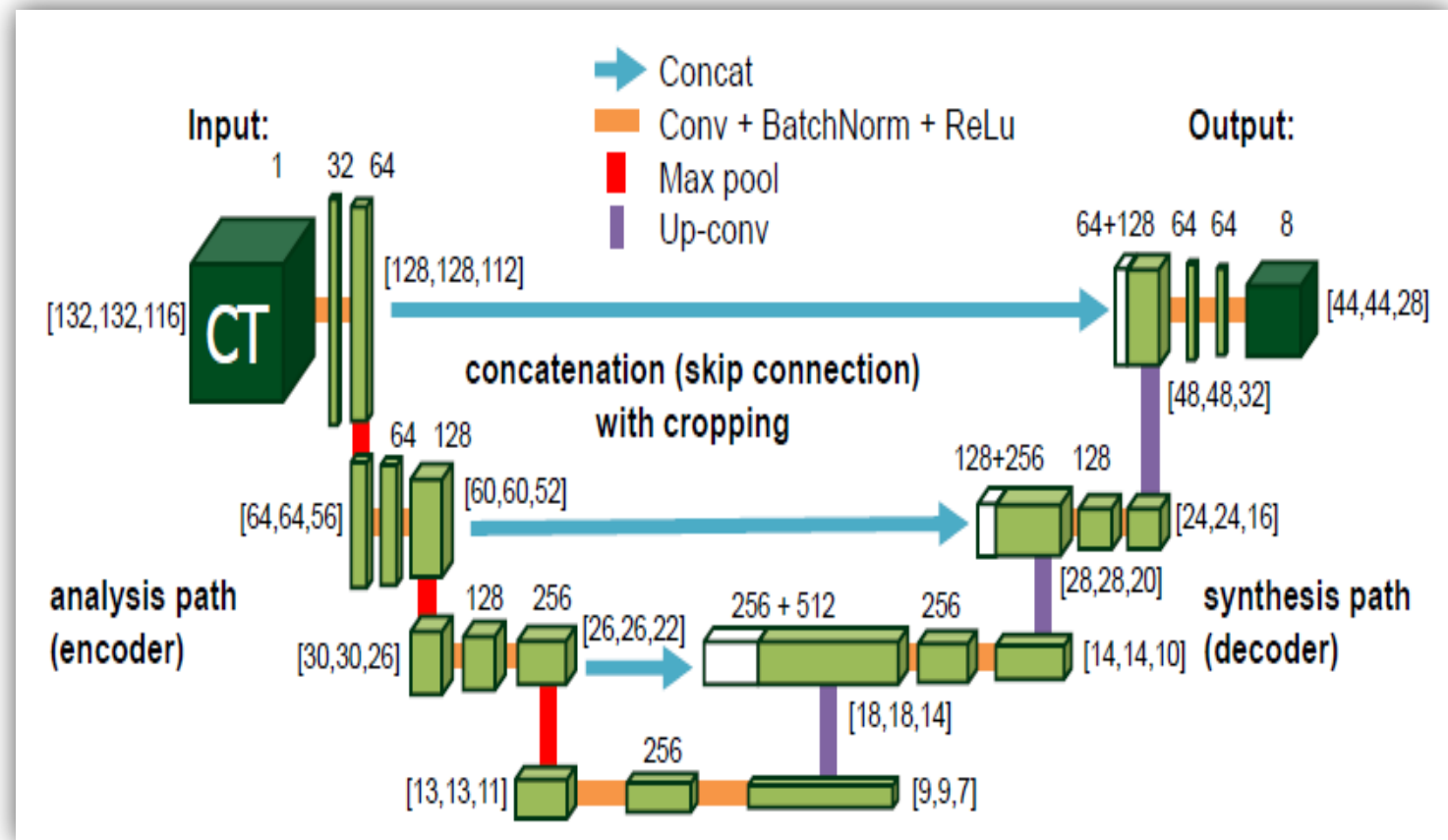
Résultats obtenus

Taille des données



Résultats obtenus

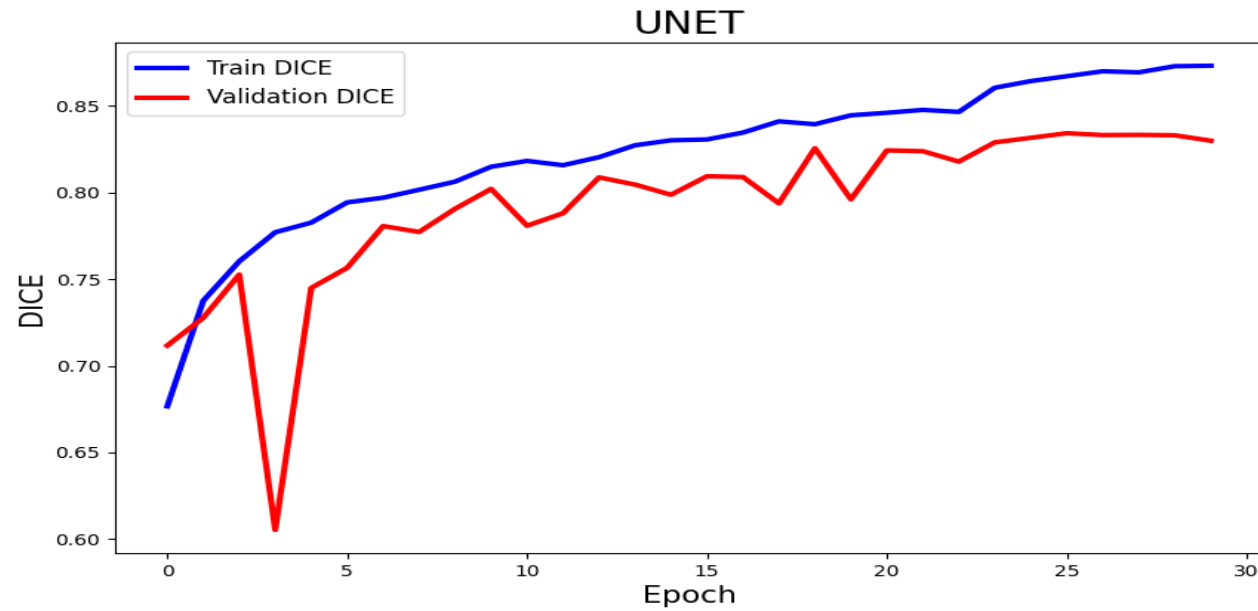
Architecture des réseaux U-Net



Résultats obtenus

Segmentation des données IRM

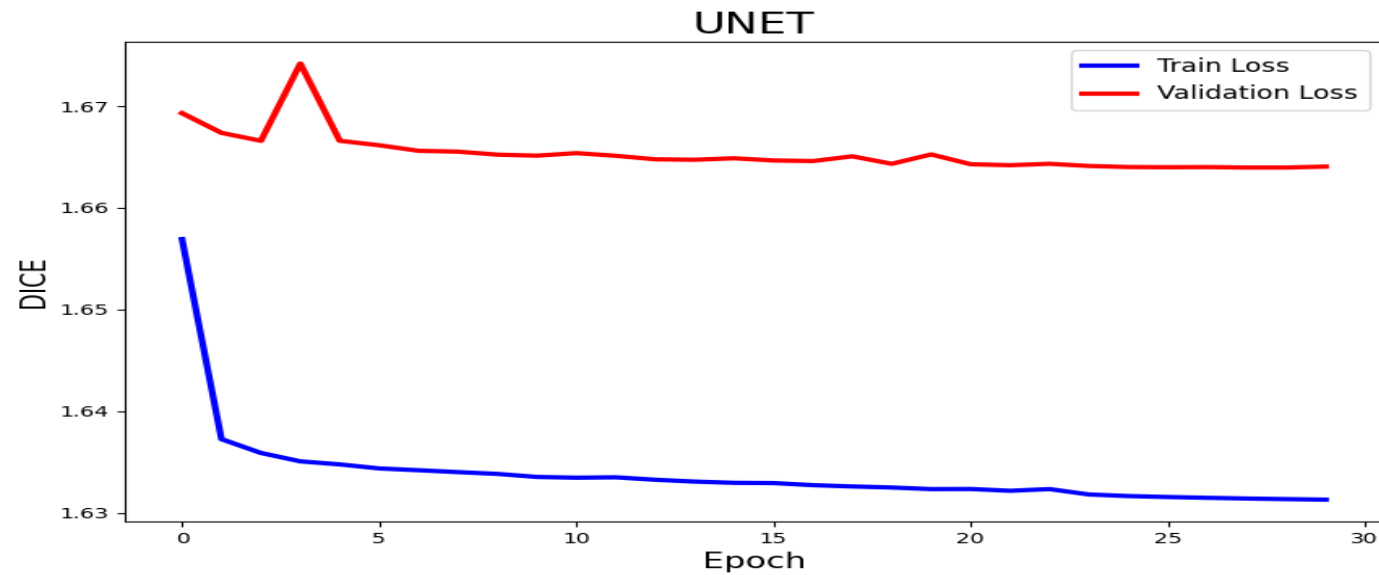
Courbe de validation



Résultats obtenus

Segmentation des données IRM

Courbe de fonction de perte

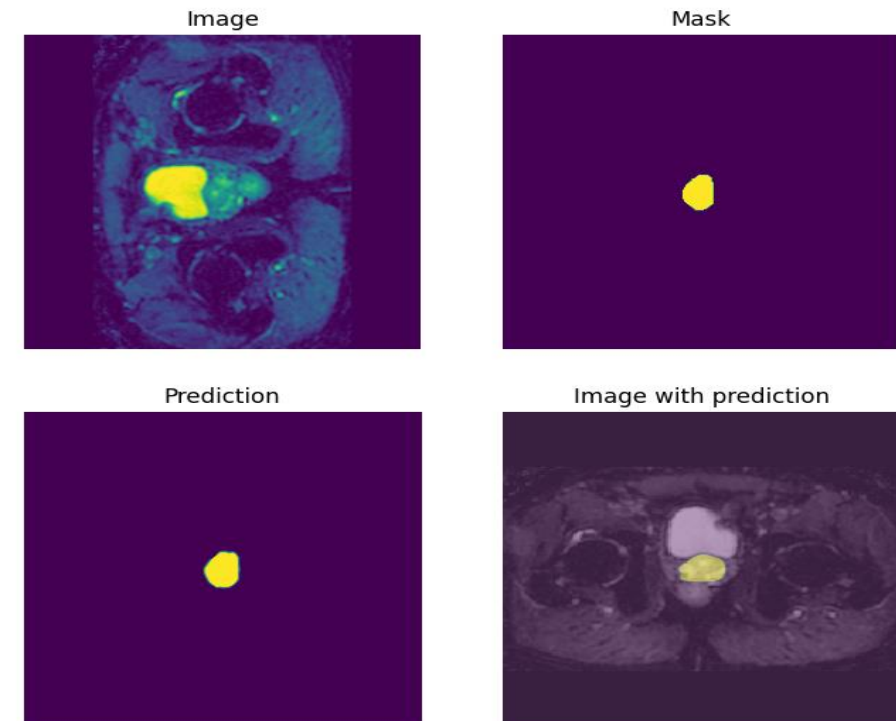


Résultats obtenus

Segmentation des données IRM

Images segmenté à partir
du model 3D U-Net

Comme résultat, nous avons au premier et au second diapos, une image et son masque, au troisième diapos, son masque prédit à partir de l'image, et dernière position la localisation du masque dans l'image. **ACC : 0,87**



Résultats obtenus

Extraction des caractéristiques radiomique

L'extraction des caractéristique a été fait par le biais de la bibliothèque PyRadiomics et on comptait au total 104 caractéristiques organisé en catégorie tel que:

- ❑ Les caractéristiques de forme (2D et 3D)
- ❑ Les caractéristiques statistique de premier ordre
- ❑ Les caractéristiques de texture (GLCM, GLRLM, GLSZM, NGTDM, GLDM)

Résultats obtenus

Extraction des caractéristiques radiomique

Échantillon des données extraites.

	original_shape_Elongation	original_shape_Flatness	original_shape_LeastAxisLength	original_shape_MajorAxisLength	original_shape_Maxim
sub					
PI_CAI_10665_Adc	0.788635	0.163558	3.090075	18.892876	
PI_CAI_10806_Adc	0.660957	0.347827	3.443349	9.899609	
PI_CAI_10135_Adc	0.749744	0.426938	2.512995	5.886095	
PI_CAI_10772_Adc	0.534712	0.426840	2.376157	5.566860	
PI_CAI_10393_Adc	0.256485	0.138072	2.742235	19.860968	

5 rows × 108 columns

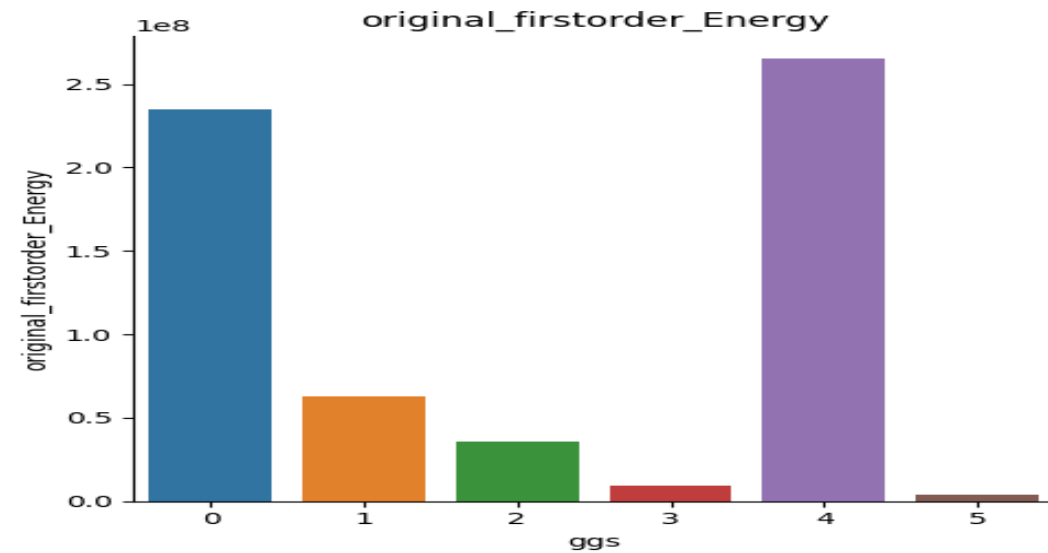
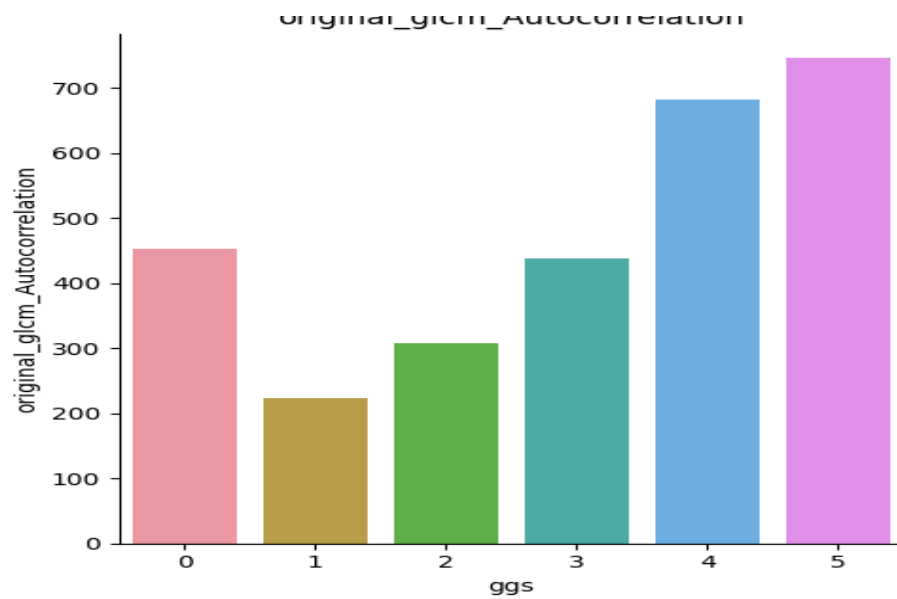
Résultats obtenus

Analyse statistique

D'après des méthodes d'analyse statistique et de prédiction, des caractéristique de texture et de premier ordre sont assez significatives dans le processus de classification des tumeurs malignes, des tumeurs bénignes. Parmi ses marqueurs de texture on retrouve le Gray Level Co-occurrence Matrice (GLCM).

Résultats obtenus

Analyse statistique



Prédiction sur les données extraites

Modèle XgBoost

Pondération ADC

	precision	recall	f1-score	support
0	0.59	0.69	0.64	90
1	0.79	0.71	0.75	112
2	0.77	0.67	0.71	108
3	0.77	0.82	0.79	65
4	0.98	0.94	0.96	53
5	0.70	0.86	0.77	37
accuracy			0.75	465
macro avg	0.77	0.78	0.77	465
weighted avg	0.76	0.75	0.75	465

accuracy Score is 74.84%

Pondération T2w

	precision	recall	f1-score	support
0	0.70	0.70	0.70	104
1	0.65	0.72	0.68	86
2	0.78	0.82	0.80	114
3	0.86	0.84	0.85	121
4	0.98	0.94	0.96	109
5	0.95	0.87	0.91	114
accuracy			0.82	648
macro avg		0.82	0.82	0.82
weighted avg	0.83	0.82	0.82	648

accuracy Score is 82.25%

Prédiction sur les données extraites

Modèle Random Forest

Pondération ADC

	precision	recall	f1-score	support
0	0.59	0.65	0.62	95
1	0.72	0.67	0.70	107
2	0.68	0.64	0.66	100
3	0.71	0.82	0.76	60
4	0.92	0.82	0.87	57
5	0.85	0.85	0.85	46
accuracy			0.72	465
macro avg	0.75	0.74	0.74	465
weighted avg	0.72	0.72	0.72	465

accuracy Score is 71.61%

Pondération T2w

	precision	recall	f1-score	support
0	0.63	0.73	0.68	90
1	0.77	0.78	0.77	95
2	0.77	0.75	0.76	122
3	0.89	0.88	0.88	120
4	0.99	0.91	0.95	114
5	0.96	0.93	0.95	107
accuracy			0.83	648
macro avg	0.83	0.83	0.83	648
weighted avg	0.84	0.83	0.84	648

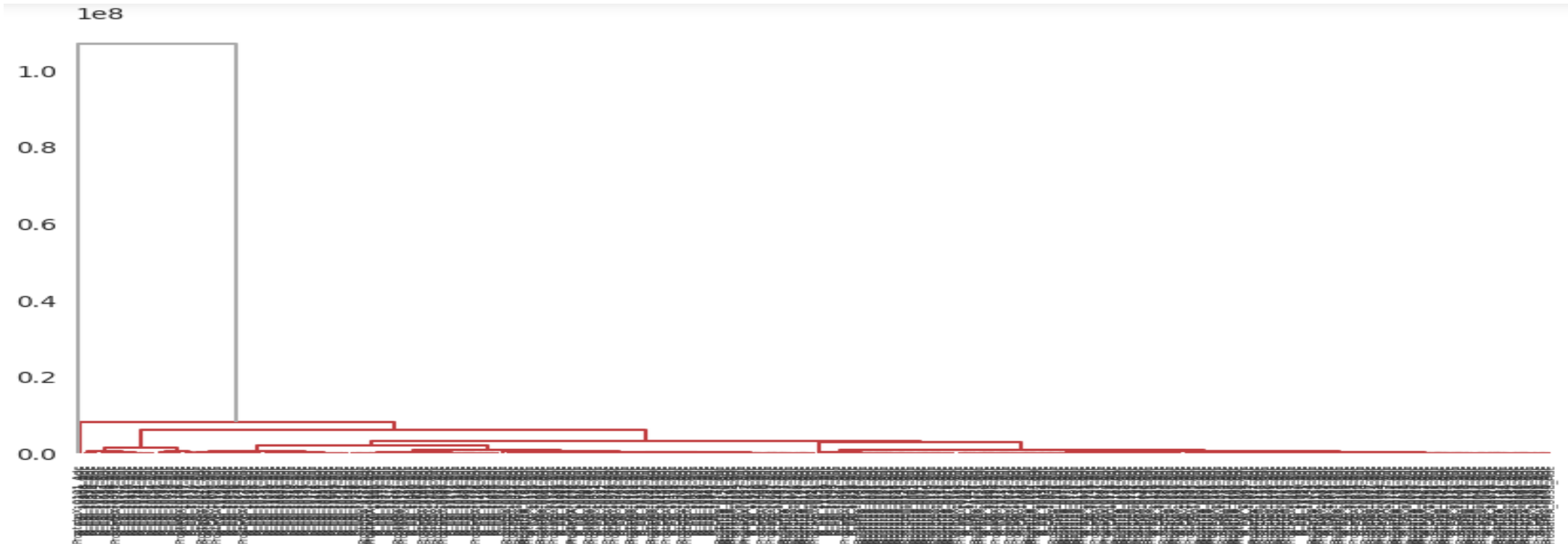
accuracy Score is 83.49%

Validation des résultats

La validation consiste à utiliser les données dont on ne connaît pas les labels dont on va faire la prédiction sur la base de nos modèles entraînés et de la méthodes de clusteringmap hiérarchique.

Validation des résultats

CLUSTERMAP HIÉRARCHIQUE



Validation des résultats

RANDOM FORREST

17	ProstateX_0007_Adc	2
18	ProstateX_0025_Adc	3
19	ProstateX_0066_Adc	2
20	ProstateX_0151_Adc	1
21	ProstateX_0130_Adc	1
22	ProstateX_0087_Adc	3
23	ProstateX_0010_Adc	1
24	ProstateX_0062_Adc	2
25	ProstateX_0149_Adc	1
26	ProstateX_0020_Adc	2
27	ProstateX_0057_Adc	2
28	ProstateX_0023_Adc	1
29	ProstateX_0100_Adc	3
30	ProstateX_0036_Adc	2
31	ProstateX_0091_Adc	2
32	ProstateX_0003_Adc	1
33	ProstateX_0171_Adc	3
34	ProstateX_0147_Adc	3
35	ProstateX_0140_Adc	2

CLUSTERING

17	ProstateX_0007_Adc	1
18	ProstateX_0025_Adc	3
19	ProstateX_0066_Adc	3
20	ProstateX_0151_Adc	1
21	ProstateX_0130_Adc	1
22	ProstateX_0087_Adc	3
23	ProstateX_0010_Adc	1
24	ProstateX_0062_Adc	2
25	ProstateX_0149_Adc	2
26	ProstateX_0020_Adc	2
27	ProstateX_0057_Adc	2
28	ProstateX_0023_Adc	1
29	ProstateX_0100_Adc	3
30	ProstateX_0036_Adc	2
31	ProstateX_0091_Adc	1
32	ProstateX_0003_Adc	1
33	ProstateX_0171_Adc	2
34	ProstateX_0147_Adc	3
35	ProstateX_0140_Adc	3

Validation des résultats (La vraisemblance)

```
from sklearn.metrics import accuracy_score  
accuracy = accuracy_score(rf_No_biopsie_Label, CT_No_biopsie_Label)  
percentage = accuracy * 100  
print("Validation des données :", percentage)
```

Validation des données : 65.71428571428571

DEMO



Conclusion



MERCI

