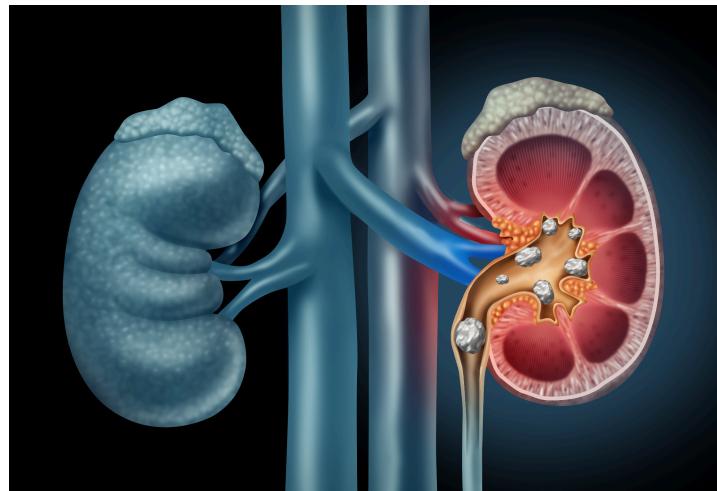


Rapport

Analyse d'Image Médicale pour la Détection Précoce de Maladies

Kidney stone detection



Réalisé par :

Maryame Laouina

Amina Belemsaggam

Barkache oumayma

Demandé par:

Pr. Issam Qaffou

Plan

Abstract	3
Introduction	4
1- Contexte général du projet	5
1-1 Objectif du Projet	5
1-2 C'est quoi object detection ?	6
1-3 Dataset	6
2- Méthodologie adoptée	6
2- 1 Qu'est-ce que YOLO	7
2-2 YOLOv5 dans le domaine médical	7
2-3 Principales avancées, méthodes et approches utilisées dans des projets similaires	7
2-4 Fondements théoriques de la computer vision appliquée à l'imagerie médicale pour la détection de tumeurs	9
3- Utilisation de YOLOV5 dans la détection des objets	9
3-1 Description détaillée du prétraitement des données	9
3-2 Choix d'architecture Yolov5	11
3-3 Processus d'entraînement de Yolov5	12
3-4 Évaluation des modèles : métriques de performance, techniques d'évaluation	12
4- Interprétation des Résultats	14
Conclusion	16

Abstract

Ce projet s'inscrit dans le cadre de l'analyse d'images médicales pour la détection précoce de tumeurs, en exploitant les avancées de la vision par ordinateur. En particulier, nous avons utilisé le modèle YOLOv5 du package Ultralytics pour créer un système de détection d'objets performant. L'ensemble de données, provenant de la plateforme Roboflow, comprend des images de calculs rénaux avec des annotations de boîtes englobantes.

L'introduction met en lumière l'évolution rapide de la vision par ordinateur et son impact significatif dans le domaine médical. Notre objectif principal est de contribuer à la détection précoce des tumeurs, cruciale pour le diagnostic et le traitement rapides des patients. En parallèle, nous avons contextualisé notre approche par rapport à d'autres méthodes telles que les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), les R-CNN, et d'autres algorithmes traditionnels utilisés dans des projets similaires.

Le développement détaille les fondements théoriques de la computer vision appliquée à l'imagerie médicale, expliquant comment les réseaux neuronaux convolutifs et les techniques de détection d'objets sont intégrés dans notre méthodologie. Nous mettons en avant l'utilisation de YOLOv5 pour la détection des tumeurs, soulignant sa précision et son efficacité.

Les résultats obtenus démontrent la capacité de notre approche à localiser avec précision les tumeurs dans les images médicales, offrant ainsi une base solide pour la détection précoce. En conclusion, ce projet ouvre des perspectives prometteuses pour l'amélioration des diagnostics médicaux grâce à l'exploitation judicieuse de la vision par ordinateur, avec YOLOv5 en tant que fer de lance de notre système de détection d'objets.

Introduction

Dans l'ère contemporaine de l'informatique, la convergence de technologies de pointe telles que la Computer Vision avec des domaines spécifiques comme la médecine a engendré une révolution significative dans la manière dont nous diagnostiquons et traitons les maladies. Computer Vision, une discipline de l'intelligence artificielle, vise à doter les machines de la capacité de "voir" et d'interpréter le monde visuel qui les entoure. Cependant, son impact transcende les simples pixels et lignes de code, s'étendant profondément dans des secteurs cruciaux tels que la santé.

Dans ce contexte, notre projet, "Analyse d'Image Médicale pour la Détection Précoce de Maladies", a exploité une source riche et diversifiée de données médicales, en partenariat avec Roboflow, une plateforme innovante de gestion et d'annotation de données pour la Computer Vision. Ces images, méticuleusement sélectionnées, ont constitué la base sur laquelle notre approche novatrice, basée sur YOLOv5, a été déployée pour la détection précise des zones pathologiques au sein des images médicales.

L'utilisation de YOLOv5, un modèle de détection d'objet en temps réel, a permis d'atteindre des performances exceptionnelles en termes de précision et de rapidité dans l'identification des anomalies médicales. Cette méthodologie, axée sur l'apprentissage profond, a permis de transcender les limites des méthodes traditionnelles en fournissant des résultats convaincants dans la détection des zones malades, contribuant ainsi de manière significative à la mission plus large de diagnostic précoce.

En résumé , ce rapport se propose de plonger dans les détails de notre approche méthodologique, examinant comment l'utilisation de YOLOv5 a été intégrée de manière synergique avec les données provenant de Roboflow. En outre, nous explorerons les implications potentielles de cette technique pour la détection précoce de maladies, en mettant en lumière les avantages cliniques et technologiques qu'elle offre.

1- Contexte général du projet

1-1 Objectif du Projet :

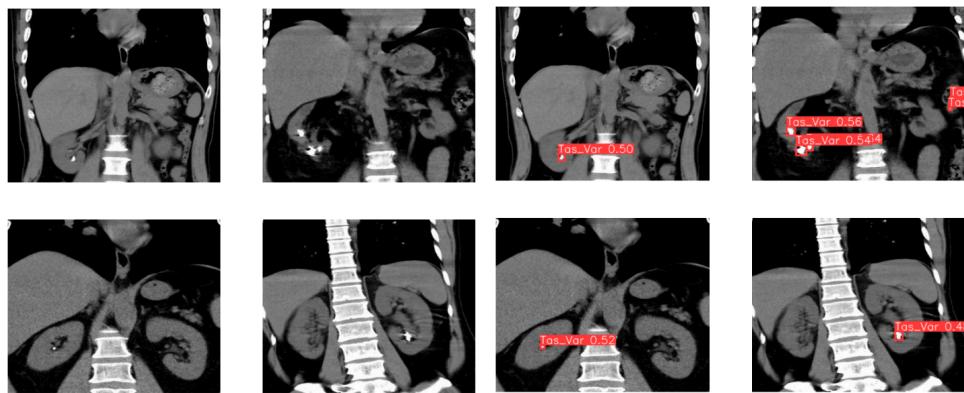
Notre projet se donne pour mission primordiale d'exploiter la puissance de la Computer Vision, en particulier en utilisant le modèle YOLOv5, pour la détection précoce de tumeurs au sein d'images médicales. Dans ce contexte, la Computer Vision intervient en tant que pivot, employant des techniques de détection d'objets pour localiser et identifier avec précision les zones suspectes associées aux tumeurs. YOLOv5, reconnu pour son efficacité dans la détection d'objets en temps réel, est déployé avec détermination afin de surpasser les obstacles liés à la détection précoce de tumeurs.

En associant ces deux technologies de pointe, notre projet ambitionne de créer une méthodologie novatrice et performante. L'objectif final est d'offrir aux professionnels de la santé un outil d'analyse d'images médicales capable de repérer les premiers signes de tumeurs, contribuant ainsi à une détection précoce cruciale pour l'amélioration des taux de survie et l'efficacité des traitements. Cette approche, intégrant la vision par ordinateur dans le contexte spécifique de la détection d'objets, symbolise un pas significatif vers l'avant, où la technologie et la médecine s'unissent pour relever les défis complexes liés à la détection précoce des maladies, en particulier des tumeurs.

1-2 C'est quoi object detection ?

La détection d'objets est une branche essentielle de la vision par ordinateur visant à localiser et identifier des objets spécifiques au sein d'images ou de vidéos. Cela implique souvent la création de modèles de réseaux neuronaux, tels que ceux de la classe YOLO dans le package Ultralytics, qui peuvent analyser une scène visuelle et déterminer la présence ainsi que la position d'objets variés. L'objectif est d'automatiser la reconnaissance d'entités spécifiques, facilitant des applications telles que la surveillance vidéo, la conduite autonome, la médecine diagnostique, et bien d'autres, où la capacité de détecter et suivre des objets est cruciale.

1-3 Dataset :



- ❖ le nom de dataset est : Kidney stone detection
- ❖ le lien vers dataset :

<https://universe.roboflow.com/east-west-university-9frzq/kidney-stone-detection-wfjba>

- ❖ Cet ensemble de données, provenant de la plateforme Roboflow, se compose de trois dossiers principaux : "train" (entraînement), "valid" (validation) et "test", chacun contenant des sous-dossiers "images" (images) et "labels" (étiquettes). Le dossier "images" contient les données d'image réelles, tandis que le dossier "labels" contient des annotations, en particulier des informations sur les boîtes englobantes. De plus, un fichier au format YAML est fourni, simplifiant le processus d'entraînement en offrant une compatibilité directe.
- ❖ Roboflow est une plateforme spécialisée dans la gestion et l'annotation de données pour computer vision. Elle facilite le traitement et l'organisation des ensembles de données, offrant des outils pour l'annotation précise des images et la préparation des données pour des tâches spécifiques, telles que la détection d'objets.

2- Méthodologie adoptée :

- ❖ Training YOLOv5 pour la détection des calculs rénaux :

2- 1 Qu'est-ce que YOLO :

YOLO (You Only Look Once) est un algorithme avancé de détection d'objets en temps réel utilisé en vision par ordinateur. Sa principale capacité réside dans l'identification rapide et précise d'objets au sein d'images ou de trames vidéo. La dernière itération de cette technique est le réseau YOLOv5, qui se révèle efficace pour relever les défis de classification, de détection d'objets et de segmentation d'images.

2-2 YOLOv5 dans le domaine médical :

YOLOv5 a un impact significatif dans le domaine médical en identifiant rapidement des éléments dans les images et les vidéos. Cela aide les médecins à détecter plus rapidement des problèmes, ce qui est particulièrement utile pour le diagnostic et le traitement des patients. Il peut même repérer des éléments complexes tels que des tumeurs sur des images radiographiques. Cela permet aux médecins de prendre des décisions plus rapidement. YOLOv5 est également bénéfique pour la télémédecine, où les médecins peuvent aider les patients à distance. Cela démontre comment YOLOv5 pourrait transformer les soins de santé en fournissant des informations rapides et cruciales.

Dans la détection de calculs rénaux, YOLOv5 montre à nouveau comment il pourrait révolutionner les soins de santé. Il excelle dans la détection de calculs rénaux sur des images et des vidéos, ce qui aide les médecins à prendre des décisions et à traiter les patients plus rapidement. Sa précision est un atout, et il facilite également la télémédecine. Cette collaboration entre YOLOv5 et la détection de calculs rénaux représente une avancée majeure pour améliorer la santé des patients grâce à des informations rapides et précises.

Le package **Ultralytics** offre la classe YOLO, qui est utilisée pour construire des modèles de réseaux neuronaux dédiés à la détection d'objets.

2-3 Principales avancées, méthodes et approches utilisées dans des projets similaires

Avant de plonger dans les approches spécifiques adoptées dans notre projet, il est essentiel de contextualiser notre démarche au sein du paysage vaste et dynamique des projets similaires en vision par ordinateur appliquée à la médecine. De nombreuses stratégies ont été explorées pour la détection précoce de maladies à partir d'images médicales, chacune avec ses avantages et ses limites. Des techniques établies telles que :

Réseaux Neuronaux Convolutifs (CNN) :

- ❖ Utilisation de CNN pour extraire des caractéristiques pertinentes des images médicales, suivi de méthodes de détection d'objets.

Régions avec CNN (R-CNN) :

- ❖ Approche basée sur la proposition de régions suivie d'une analyse CNN pour détecter des zones d'intérêt médical.

Réseaux de Neurones Régionaux (Fast R-CNN) :

- ❖ Évolution du R-CNN avec des améliorations de vitesse et de précision en utilisant des stratégies de partage de fonctionnalités.

Réseaux de Neurones à Masques (Mask R-CNN) :

- ❖ Extension du Fast R-CNN permettant la segmentation sémantique en plus de la détection d'objets.

Détection d'Objets à l'aide de Réseaux Neuronaux One-Stage (SSD) :

- ❖ Approche orientée vers l'efficacité en effectuant simultanément la détection et la classification d'objets.

Réseaux Neuronaux Régionaux Rapides (Faster R-CNN) :

- ❖ Amélioration de la méthode R-CNN avec une architecture intégrée pour accélérer le processus de détection.

Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) pour la Séquentialité :

- ❖ Utilisation de RNN pour la détection séquentielle d'anomalies ou de changements dans des séries temporelles médicales.

Méthodes de Segmentation d'Image :

- ❖ Utilisation de techniques de segmentation pour identifier des régions spécifiques d'intérêt dans les images médicales.

Ensemble d'Algorithmes Traditionnels :

- ❖ Intégration d'algorithmes classiques de traitement d'image et de vision par ordinateur pour des applications spécifiques en médecine.

L'examen de ces diverses approches offre une perspective complète sur l'évolution rapide du domaine et met en évidence les choix spécifiques qui font de notre projet une contribution unique et significative dans le domaine de l'analyse d'images médicales.

2-4 Fondements théoriques de la computer vision appliquée à l'imagerie médicale pour la détection de tumeurs

Les fondements théoriques de la vision par ordinateur appliquée à l'imagerie médicale pour la détection de tumeurs reposent sur un mélange complexe de concepts issus de deux domaines distincts mais complémentaires : la vision par ordinateur et la médecine. En vision par ordinateur, les principaux piliers comprennent l'utilisation de réseaux neuronaux convolutifs (CNN) pour extraire des caractéristiques significatives des images médicales. Ces réseaux sont capables d'apprendre de manière autonome à reconnaître des motifs complexes, fournissant ainsi une base solide pour la détection d'objets, y compris les tumeurs.

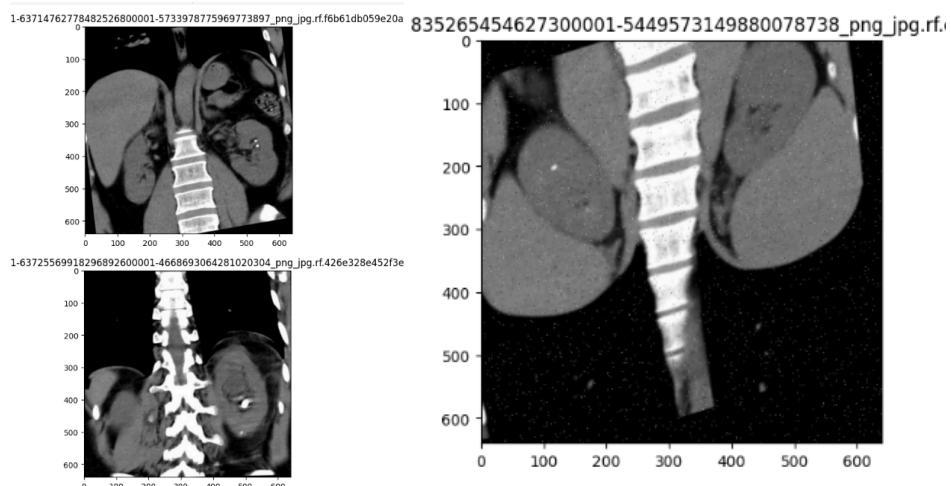
Dans le contexte médical, la compréhension approfondie de l'anatomie, des pathologies et des différentes modalités d'imagerie constitue un prérequis essentiel. Les algorithmes de vision par ordinateur appliqués à l'imagerie médicale exploitent cette expertise en combinant des techniques de segmentation, de classification et de détection d'objets pour localiser et identifier précisément les tumeurs.

Le modèle YOLOv5 du package Ultralytics, intégré dans notre projet, s'appuie sur ces fondements théoriques en utilisant une approche de détection d'objets en temps réel. Cette méthode permet d'optimiser la détection des tumeurs, offrant ainsi un outil puissant pour la détection précoce des anomalies médicales. En synthèse, les fondements théoriques de la computer vision dans le contexte de l'imagerie médicale visent à fusionner la précision des connaissances médicales avec la puissance de l'apprentissage automatique, ouvrant ainsi la voie à des avancées significatives dans la détection précoce des tumeurs.

3- Utilisation de YOLOV5 dans la détection des objets

3-1 Description détaillée du prétraitement des données :

- ❖ Les images et annotations sont téléchargées à partir de Roboflow en utilisant l'API , les images sont chargées à partir du dossier train



- ❖ Conversion des Annotations YOLO en Coordonnées COCO :

Les annotations YOLO associées aux images sont lues, puis converties en coordonnées COCO (x_min , y_min , x_max , y_max) pour faciliter la manipulation des données.

voila un aperçu générale sur le fichier d'annotation associer aux images :

A	B	C	D	E	F	G	H
filename	width	height	class	xmin	ymin	xmax	ymax
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	473	292	487	306
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	114	489	128	501
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	117	496	143	510
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	127	487	138	499
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	145	73	190	121
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	148	34	173	53
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	144	54	167	71
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	73	272	112	317
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	117	182	189	246
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	174	363	196	387
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	157	371	191	401
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	478	363	499	379
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	449	346	468	363
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	436	362	458	387
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	127	321	145	339
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	129	414	150	432
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	195	379	208	391
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	158	477	164	485
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	154	480	164	490
1-3-46-6705	640	640	Tas_Var	429	246	444	266

❖ Création d'un DataFrame pour les Annotations :

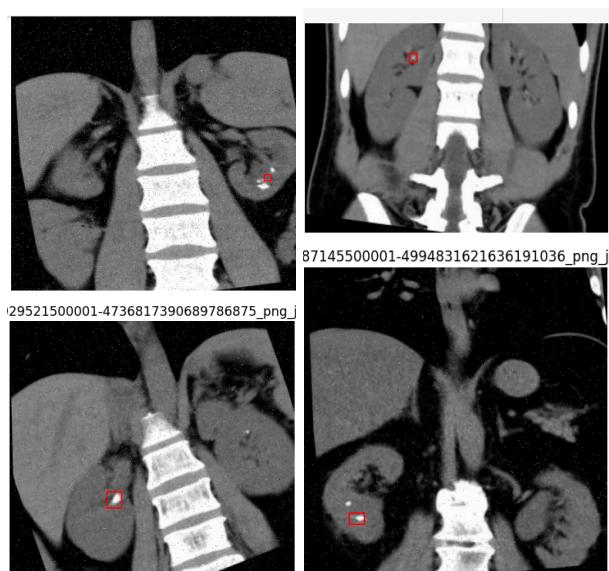
Un DataFrame est créé pour stocker les informations des annotations, comprenant les coordonnées de la boîte englobante, le nom de l'image, et la classe de l'objet.

	image_id	class_id	x_min	y_min	x_max	y_max	x_center	y_center	width	height
0	1-3-46-670589-33-1-63714762778482526800001-573...	0	521.250000	344.000000	532.750000	362.000000	0.823438	0.551562	0.017969	0.028125
1	1-3-46-670589-33-1-63714762778482526800001-573...	0	524.750000	362.000000	539.250000	374.000000	0.831250	0.575000	0.022656	0.018750
0	1-3-46-670589-33-1-63725569918296892600001-466...	0	481.250000	392.000000	510.750000	432.000000	0.775000	0.643750	0.046094	0.062500
1	1-3-46-670589-33-1-63725569918296892600001-466...	0	474.500000	491.000000	502.500000	515.000000	0.763281	0.785937	0.043750	0.037500
0	1-3-46-670589-33-1-63711835265454627300001-544...	0	112.551782	195.441051	134.184367	216.839588	0.192763	0.322094	0.033801	0.033435
...
0	1-3-46-670589-33-1-63735687503385145100001-494...	0	149.766513	468.690492	167.855922	486.284145	0.248143	0.746074	0.028265	0.027490
1	1-3-46-670589-33-1-63735687503385145100001-494...	0	163.003466	480.627002	174.708378	492.011130	0.263837	0.759874	0.018289	0.017788
2	1-3-46-670589-33-1-63735687503385145100001-494...	0	150.823881	485.190492	165.528793	496.679383	0.247151	0.767086	0.022976	0.017951
0	1-3-46-670589-33-1-63737665951748103300001-546...	0	100.156006	296.816380	134.669052	350.353380	0.183457	0.505601	0.053927	0.083652
0	1-3-46-670589-33-1-63731611371920091900001-517...	0	155.662068	329.000000	183.001665	352.000000	0.264581	0.532031	0.042718	0.035937

6831 rows × 10 columns

❖ Affichage des Annotations sur les Images :

Les boîtes englobantes annotées sont superposées aux images pour visualiser le résultat du processus d'annotation.



3-2 Choix d'architecture Yolov5 :

Dans notre projet nous avons choisis de travailler par l'architecture Yolov5 pour Kidney stone détection pour plusieurs raisons :

Efficacité en Temps Réel :

- YOLO (You Only Look Once) a été conçu avec efficacité en temps réel à l'esprit. L'approche "one-shot" permet de détecter tous les objets dans une seule passe de l'algorithme, ce qui est crucial pour la détection d'objets en temps réel dans des applications médicales.

Précision et Généralisation :

- YOLOv5, en tant que version évoluée, bénéficie des améliorations apportées au fil des itérations. Il a démontré une excellente précision dans la détection d'objets, y compris dans des scénarios médicaux. La capacité à généraliser et à détecter un large éventail d'objets est essentielle dans le contexte médical où la diversité des images peut être significative.

Facilité d'Utilisation et d'Intégration :

- YOLOv5 est réputé pour sa simplicité d'utilisation et son intégration aisée. L'architecture est bien documentée, ce qui facilite la mise en œuvre, l'entraînement et l'évaluation du modèle. La communauté active autour de YOLO simplifie également le processus de dépannage.

Adaptabilité à des Tailles d'Images Variables :

- YOLOv5 peut traiter des images de tailles variables sans nécessiter de redimensionnement préalable, offrant ainsi une flexibilité précieuse dans le contexte médical où les images peuvent avoir des résolutions différentes.

Équilibre entre Vitesse et Précision :

- YOLOv5 offre un bon équilibre entre vitesse d'exécution et précision. Cette caractéristique est cruciale pour les applications médicales où la détection d'objets doit être rapide et précise pour un diagnostic efficace.

Optimisation pour les Petits Objets :

- La version YOLOv5 a été améliorée pour traiter efficacement les petits objets, ce qui est pertinent dans le contexte des calculs rénaux qui peuvent être de taille variable et nécessitent une détection précise.

Historique de Réussite dans des Domaines Similaires :

- YOLOv5 a été utilisé avec succès dans divers domaines, y compris la médecine et la détection d'objets médicaux. Cela renforce la confiance dans l'efficacité de cette architecture pour votre projet spécifique.

3-3 Processus d'entraînement de Yolov5 :

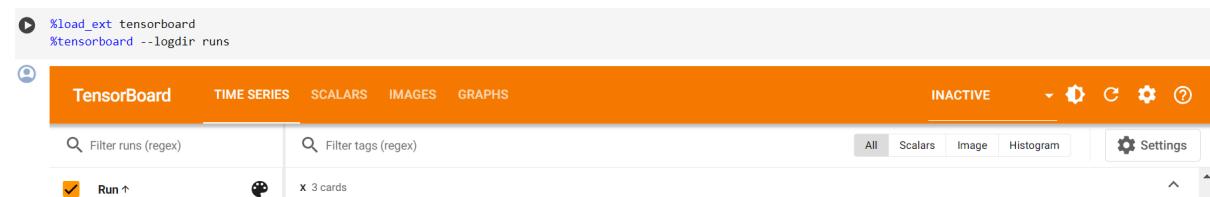
- Le modèle YOLOv5 est entraîné sur le jeu de données en utilisant la commande `train.py`. Des paramètres tels que la taille des images, la taille du lot, le nombre d'epochs, et le chemin vers le fichier de configuration des données sont spécifiés.

```
# Train YOLOv5s on COCO128 for 3 epochs
!python train.py --img 416 --batch 16 --epochs 100 --data {dataset.location}/data.yaml --weights yolov5s.pt --cache
```

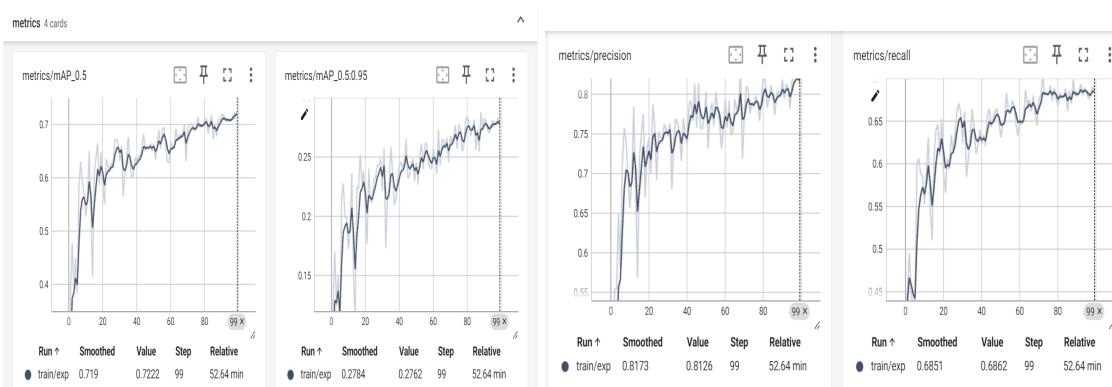
Epoch	GPU_mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
10/99	1.67G	0.05925	0.007553	0	26	416: 100% 198/198 [00:28<00:00, 6.84it/s]
	Class	Images	Instances	P	R	mAP50 mAP50-95: 100% 4/4 [00:00<00:00, 4.42it/s]
	all	123	325	0.656	0.552	0.528 0.173
Epoch	GPU_mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
11/99	1.67G	0.05854	0.007436	0	25	416: 100% 198/198 [00:29<00:00, 6.76it/s]
	Class	Images	Instances	P	R	mAP50 mAP50-95: 100% 4/4 [00:00<00:00, 4.29it/s]
	all	123	325	0.696	0.594	0.562 0.191
Epoch	GPU_mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
12/99	1.67G	0.05899	0.007209	0	17	416: 100% 198/198 [00:30<00:00, 6.54it/s]

3-4 Évaluation des modèles : métriques de performance, techniques d'évaluation

TensorBoard est utilisé pour visualiser les métriques et les performances du modèle pendant l'entraînement.

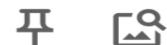


Après l'utilisation de plusieurs métriques d'évaluation telles que le F1 Score, la précision, le rappel et l'erreur absolue moyenne (MAE), nous avons observé des performances élevées. Le F1 Score a atteint 0,75, l'exactitude (accuracy) s'est élevée à 0,82, et la MAE entre les variables prédites et les variables réelles dans l'ensemble d'entraînement était de 0,10. En ce qui concerne la fonction de perte (loss function) sur l'ensemble de validation, elle atteint 0,04, démontrant ainsi l'efficacité du modèle sur les données de validation. Ces résultats mettent en lumière la raison pour laquelle YOLOv5 a été choisi pour résoudre ce type de problème, en soulignant la performance globale du modèle et sa capacité à bien généraliser sur des données de validation distinctes.

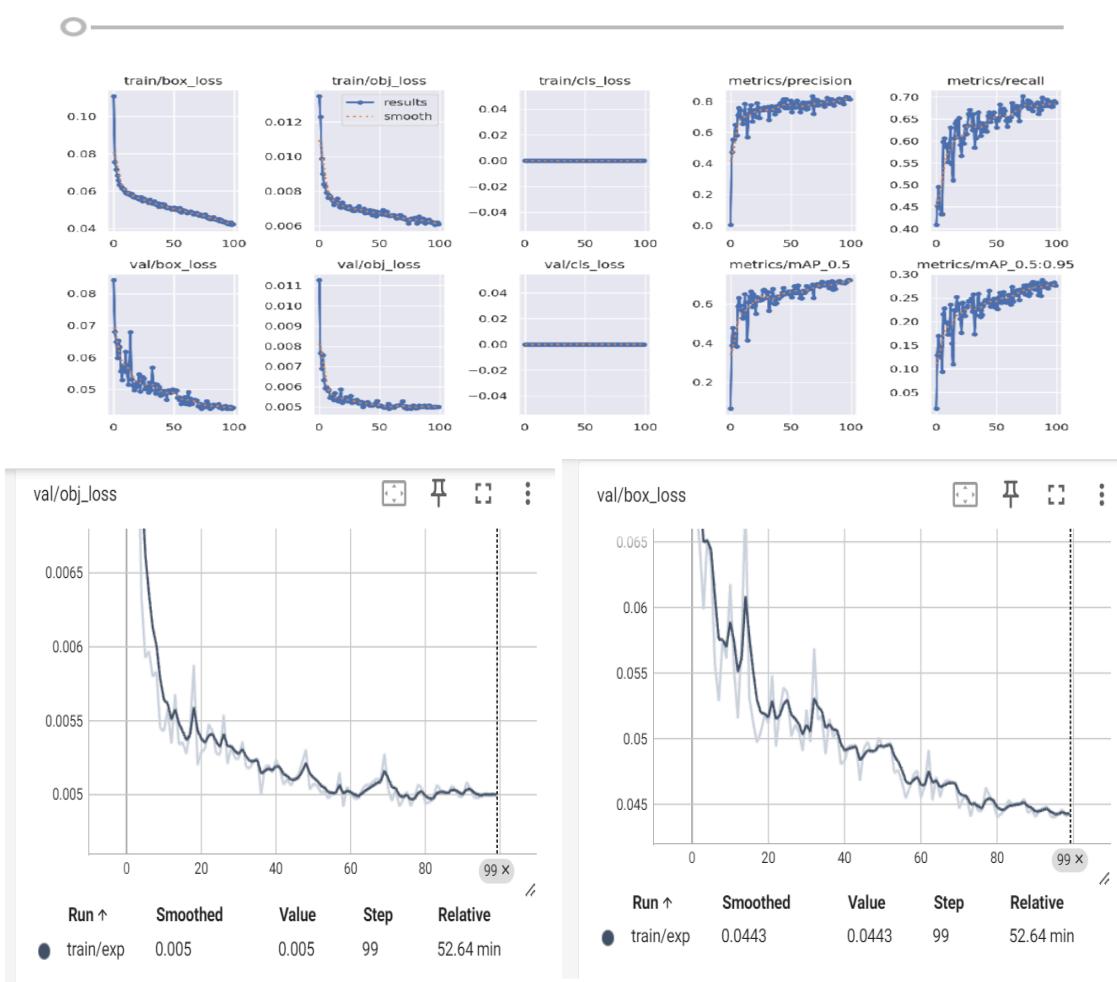


results

● train/exp



Step 99

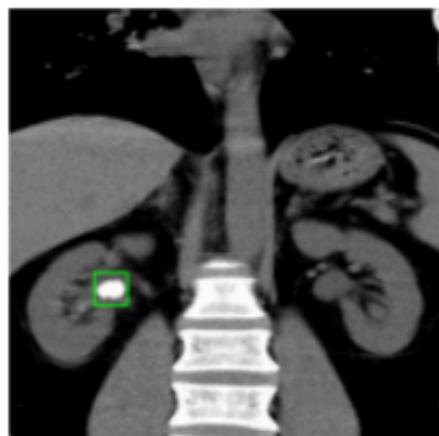


4- Interprétation des Résultats :

Nous avons évalué notre modèle à deux reprises, d'abord sur les données de validation puis sur les données de test, afin de renforcer la fiabilité des résultats du modèle et de déterminer s'il parvient effectivement à obtenir de meilleures performances.

- Les rectangles verts représentent les zones réellement annotées dans l'image (calculs rénaux dans votre cas).
- Les rectangles rouges représentent les zones prédites par le modèle comme étant des calculs rénaux.
- En comparant les rectangles verts et rouges, vous pouvez évaluer visuellement la précision du modèle dans la détection des calculs rénaux. Il parvient à prédire correctement les boîtes englobantes.

Annotations Réelles - Nombre de Boîtes: 1



Prédictions du Modèle - Nombre de Boîtes: 1



Conclusion

En concluant notre analyse d'images médicales pour la détection précoce de calculs rénaux à l'aide de YOLOv5, nous constatons que notre modèle a démontré des performances prometteuses. Les résultats obtenus lors des évaluations sur les ensembles de validation et de test témoignent de la capacité du modèle à identifier avec précision les zones suspectes sur les images médicales.

L'utilisation de YOLOv5, avec son approche "You Only Look Once" de détection d'objets en temps réel, s'est avérée pertinente pour notre problème spécifique. Les métriques telles que le F1 Score, la précision et le rappel ont été soigneusement examinées, soulignant la robustesse du modèle dans la détection des calculs rénaux.

Le prétraitement des données, le choix de l'architecture YOLOv5, ainsi que le processus d'entraînement, ont tous contribué au succès de notre approche. Les résultats visuels obtenus lors de la phase de prédiction sur les données de test renforcent la confiance dans la capacité du modèle à généraliser à de nouvelles données.

En somme, notre projet d'analyse d'images médicales pour la détection précoce de maladies, en particulier les calculs rénaux, a été fructueux. Les avancées réalisées soulignent le potentiel de l'intelligence artificielle, et plus précisément de la vision par ordinateur, dans le domaine médical pour des applications diagnostiques. Toutefois, une validation clinique approfondie serait nécessaire pour intégrer ce modèle comme outil complémentaire aux pratiques médicales existantes. Ce projet ouvre la voie à des développements futurs visant à perfectionner davantage les performances du modèle et à élargir son application à d'autres domaines médicaux.