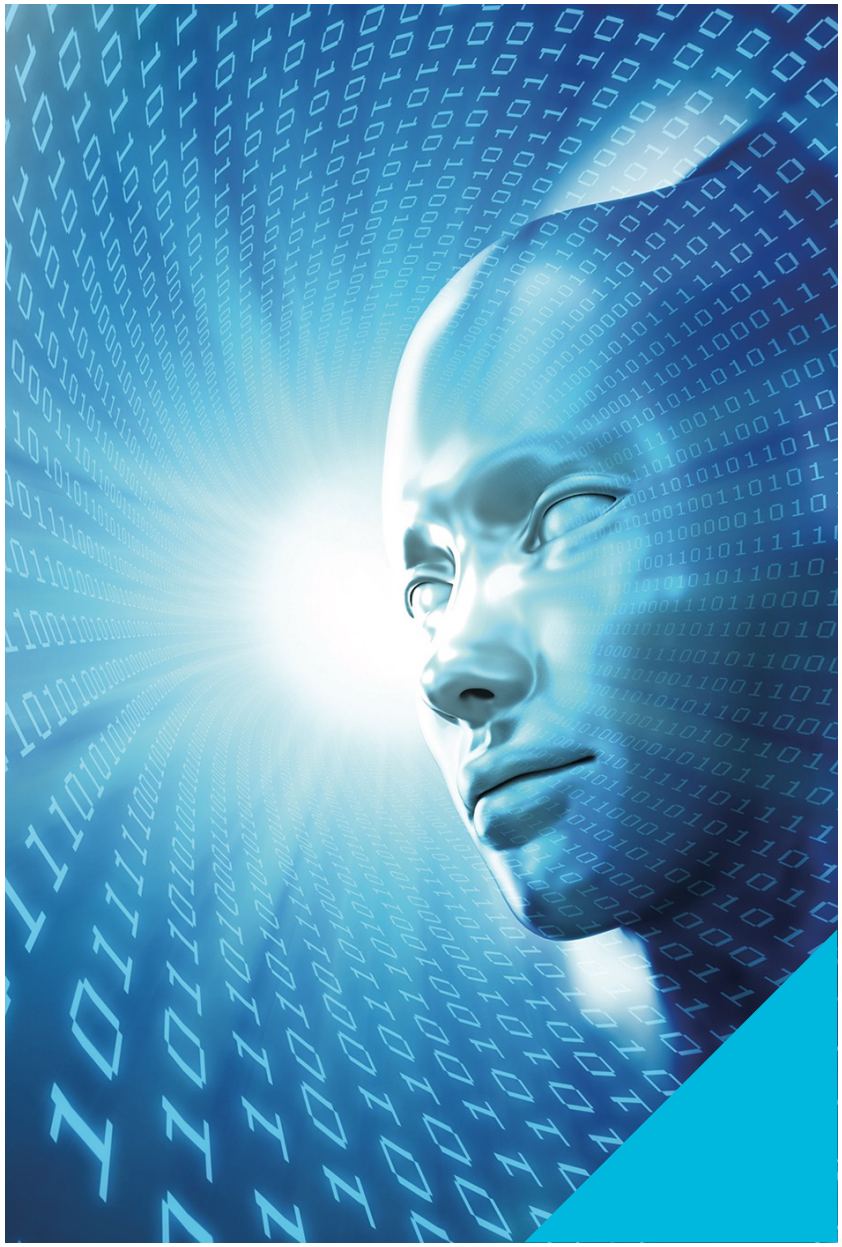
IMT Mines Alès
École Mines-Télécom

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
Liberté
Égalité
Fraternité

2ia

Détection Autonomique des Traînées Astronomiques avec YOLO – Une Approache Exploratoire pour la Connaissance du Domaine Spatial



Auteur
Loshan RASAN, Sonimith HANG, Xhesika LACI, Binbin XU

PFIA – APIA 1er Juillet 2025 - DIJON

Cti Commission des titres d'ingénieur

La Région Occitanie Pyrénées · Méditerranée

CONTRÔLÉ PAR L'ÉTAT

CONFÉRENCE DES GRANDES ÉCOLES

Problématique & Motivation

Vers une détection efficace des traînées dans un ciel encombré

- Pourquoi détecter les traînées
  - Perturbent les observations astronomiques (bruit visuel, occultation d'étoiles)
  - Essentielles pour la **Veille Spatiale** (suivi des satellites, débris, rayons cosmiques)
  - Croissance rapide du trafic spatial → besoin de **surveillance automatisée**

- Limites des méthodes classiques :
  - **Seuillage** : sensible au bruit et à l'éclairement [0.1]
  - **Transformée de Hough** : précise mais lente (pas en temps réel)[0.2]
  - **Détection de contours / soustraction d'image** : inefficace pour traînées faibles ou diffuses[0.3]

- Opportunité avec l'apprentissage profond

0.1 - E. Bertin and S. Arnouts, "Sextractor : Software for source extraction," Astronomy and Astrophysics Supplement Series, vol. 117, p. 393–404, June 1996.
0.2 - P. Rautiainen and A. M. Mel'nik, "N-body simulations in reconstruction of the kinematics of young stars in the galaxy," Astronomy and Astrophysics, vol. 519, p. A70, Sept. 2010
0.3 - C. Hollitt and M. Johnston-Hollitt, "Feature detection in radio astronomy using the circle hough transform," Publications of the Astronomical Society of Australia, vol. 29, no. 3, p. 309–317, 2012.
D. e. a. Kim, "Astride : Automated streak detection for astronomical images." Astrophysics Source Code Library, 2016.
B. Zackay, E. O. Ofek, and A. Gal-Yam, "Proper image subtraction—optimal transient detection, pho- tometry, and hypothesis testing," The Astrophysical Journal, vol. 830, p. 27, Oct. 2016.

Objectif de l’étude

Détection via le Deep Learning

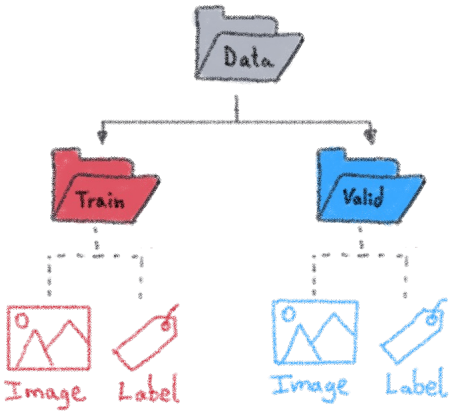
- Amener une approche exploratoire du domaine
- Détection automatique avec **YOLO**
- Équilibre entre **rapidité** et **performance**

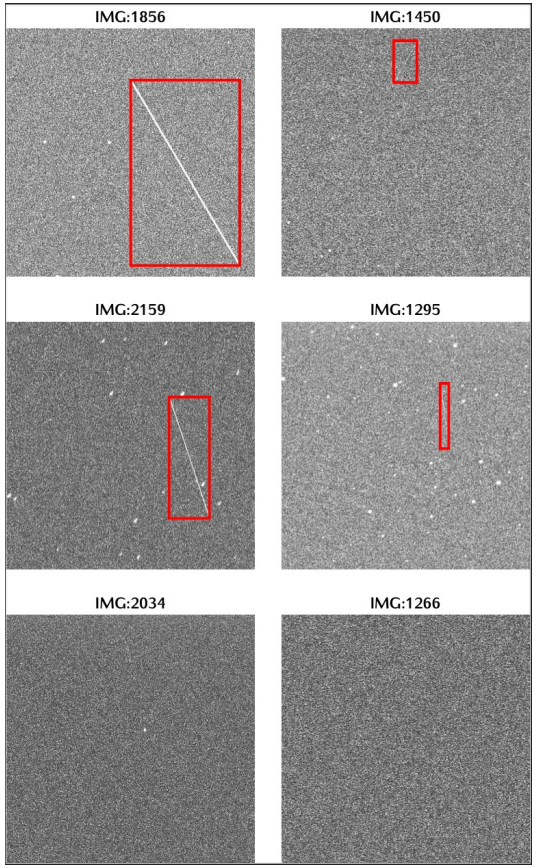
- Contribution : adaptation à l’astronomie + analyse fine des performances – POC

Dataset

StreaksYoloDataset - Luxembourg Institute of Science and Technology[1]

- Total de 2 388 images, télescope Stellina
  - (train, validation, test)
- Diversité des conditions (bruit, lumière, etc.)



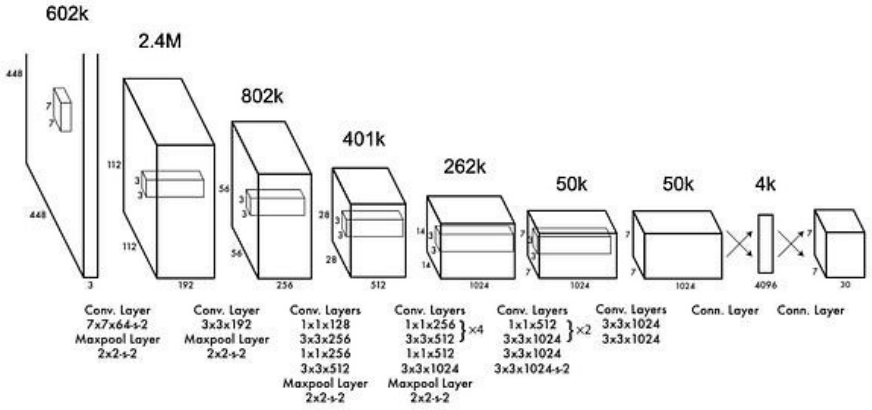


1-O. Parisot, “Streaksyolodataset : Labeled raw astronomical images for streaks detection,” Zenodo, 2023

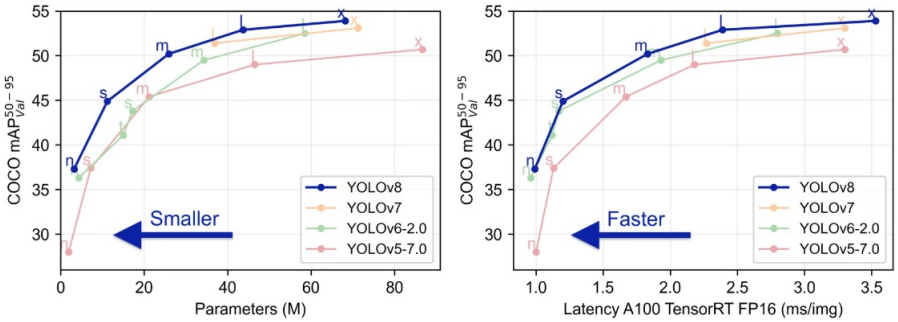
Pourquoi choisir YOLOv8m pour la détection des traînées astronomiques ?

You Only Look Once (YOLO)

- Version utilisée: YOLOv8m (Ultralytics 2023) — 25.9 M params, 79 GFLOPs
- temps d'inférence ≈ 11 ms / image de 640×640 sur un Tesla T4.



Yolo Architecture [2]



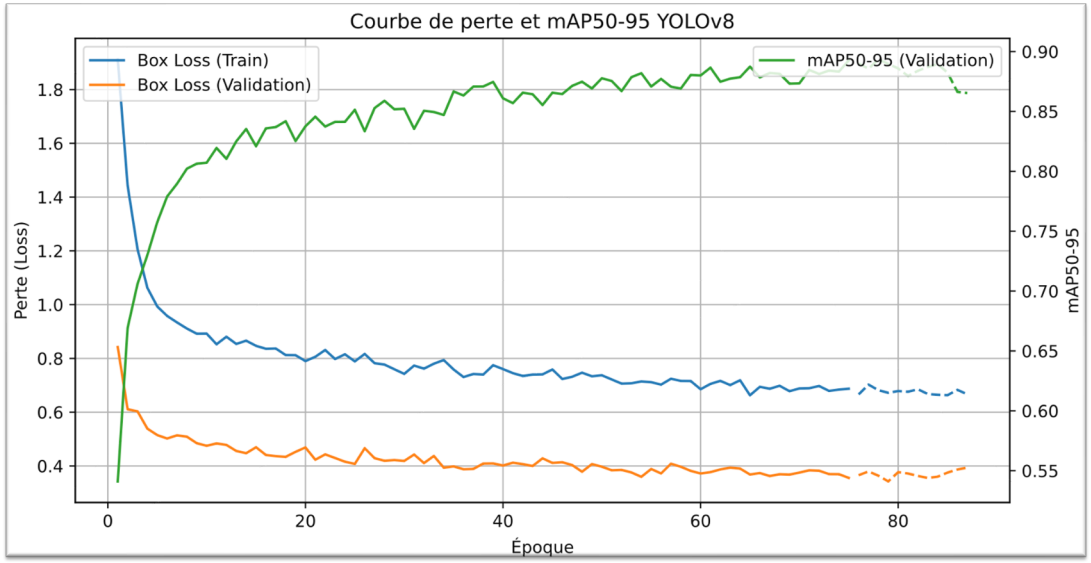
Yolov8 performance[3]

2 - YOLO — Intuitively and Exhaustively Explained
3 - Ultralytics, "Yolov8 : Real-time object detection." Online Documentation, 2023

Entraînement & Hyperparamètres on Yolov8

Entraînement & Hyperparamètres on Yolov8

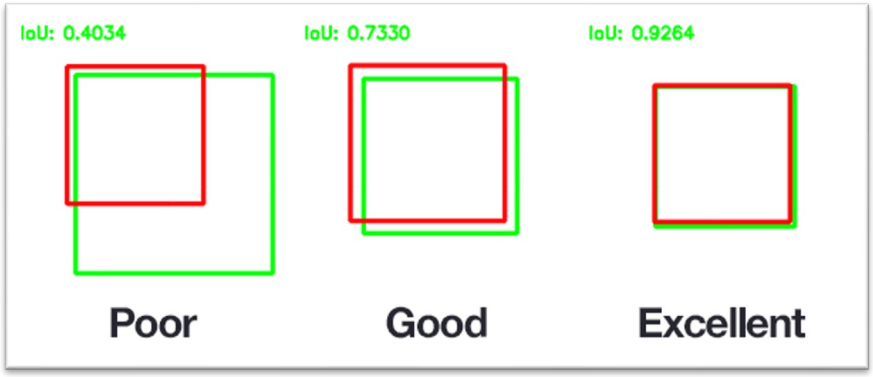
- **Nombre d'époques** : 75
- **Batch size** : 32
- **Optimiseur** : SGD (Stochastic Gradient Descent)
- **Learning rate** : 0.001
- **Poids pré-entraînés** : Oui (COCO)
- **Taille des images** : 640×640 px



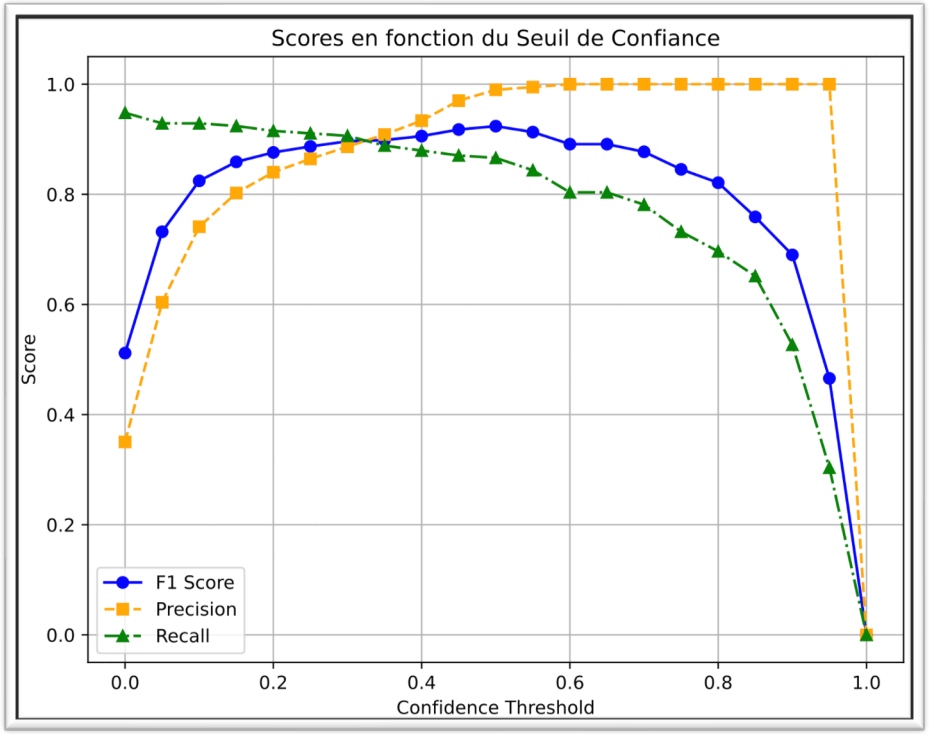
Entraînement & Hyperparamètres on Yolov8

Choix du Seuil de Confiance avec un IoU à 0.70

$$\text{IoU} = \frac{|B_p \cap B_g|}{|B_p \cup B_g|}$$



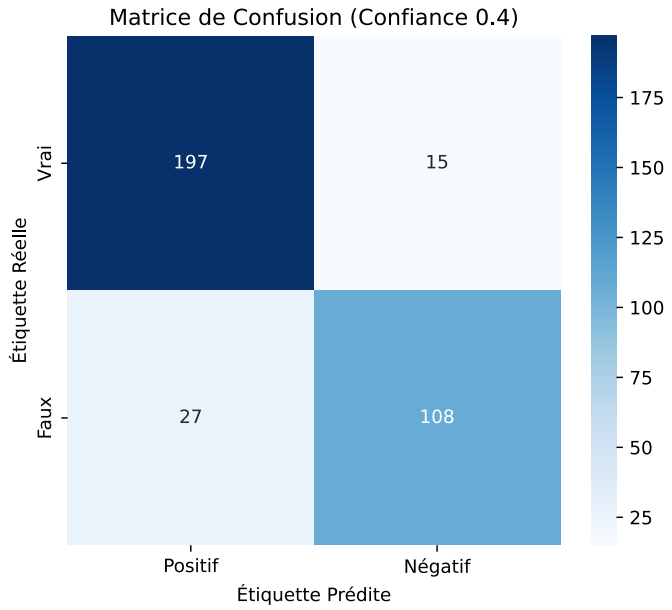
[4]



Résultat & Evaluation

Prédiction sur le dataset de Test

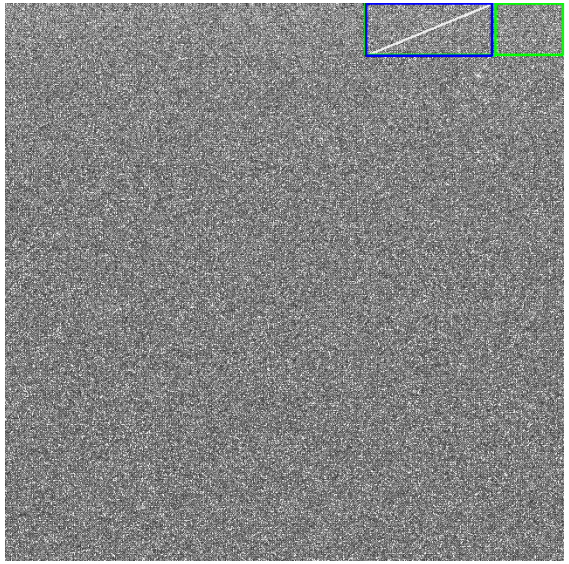
Métrique	Score
Rappel	0.93
Précision	0.88
F1-Score	0.90
Spécificité	0.80
mAP@50-95	0.90



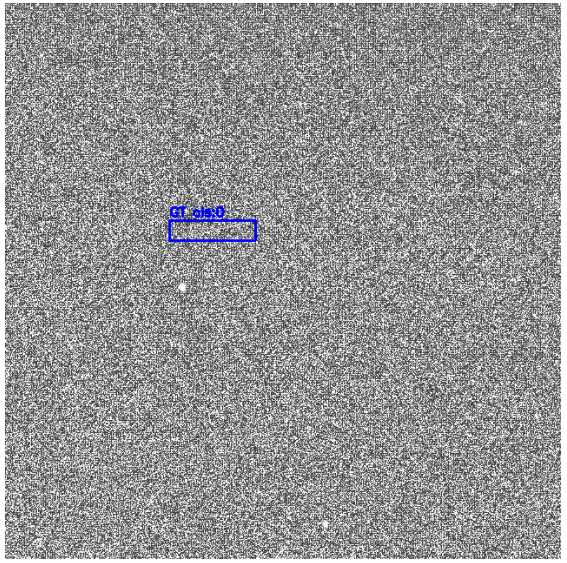
inference ≈ 11 ms / 640×640 image on a Tesla T4.

Résultat & Evaluation

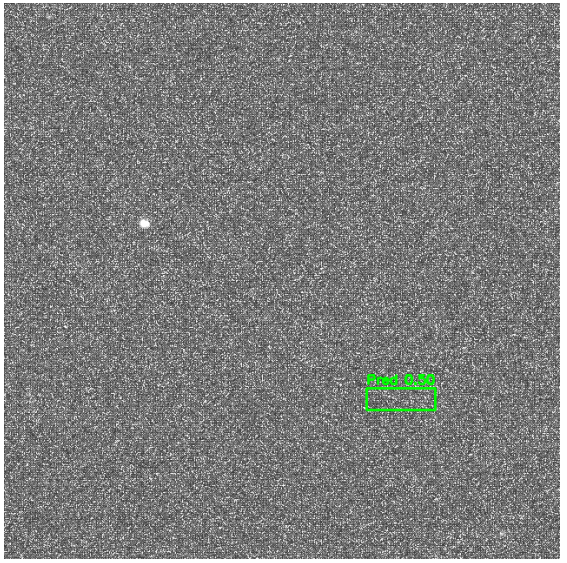
Analyse



Doublon de détection



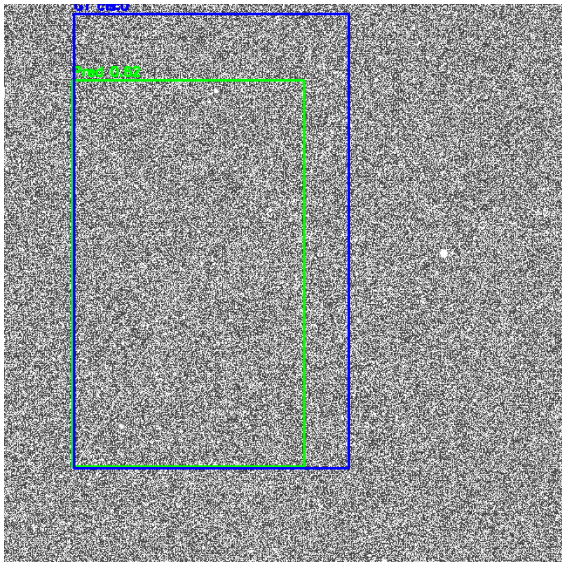
Trainée manquée



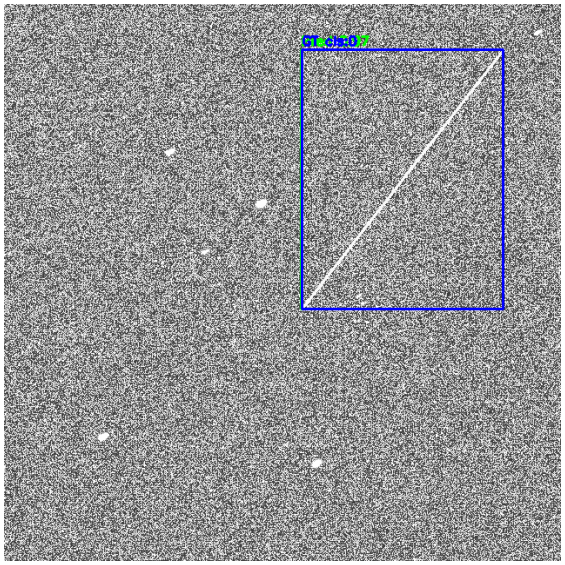
Faux positif

Résultat & Evaluation

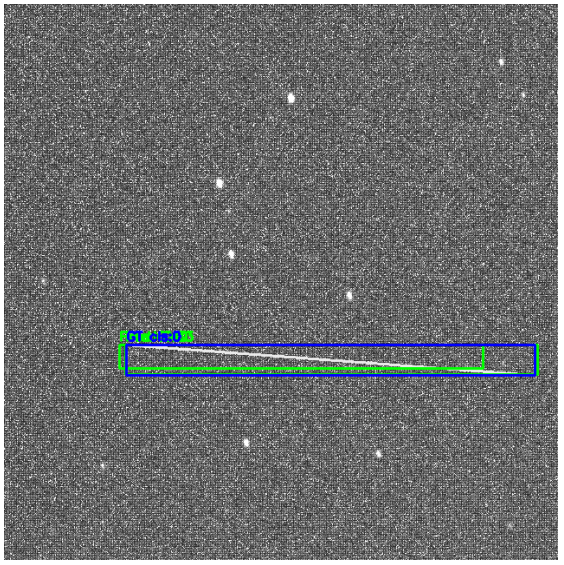
Analyse



Sous détection



Bonne classification

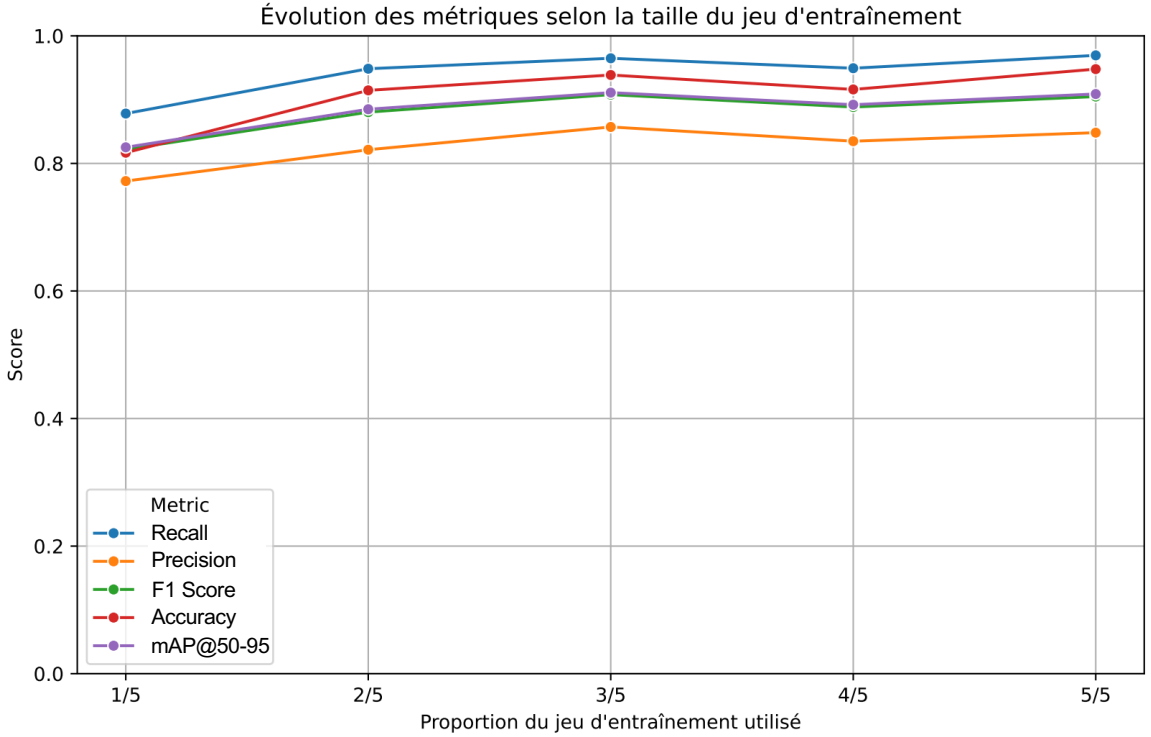


Mauvais Alignement

Informations supplémentaires

Même résultat avec moins de données ?

- 690 images en train



Informations supplémentaires

Besoins en ressource

- **Configuration utilisée pour le Finetuning**
  - **GPU** : *Tesla T4 (15 Go de VRAM) via Google Colab (Gratuit)*
  - **Résolution** : 640×640 px
  - **Modèle** : YOLOv8m (25,9M de paramètres sur 295 layers, 79,1 GFLOPs)
  - **Batch size** : 32

- **Configuration qui est possible d'utilisée pour l'inférence**
  - **GPU** : Nvidia GTX 1650/RTX 3050 (>4go VRAM)
  - **Ram** : 8Go
  - **Temps inference :** 15-20 ms

Améliorations Possibles

- Fine-tune Yolov11n (2.7M parameters, ~4ms on Tesla T4)
- Réduire la taille des images
- Réentrainer un modèle depuis 0 uniquement pour cette tâche
- Nettoyer l'image en amont
- Freeze certaines couches
- Exploitation temporelle (vidéo)
- Quantization : réduire la taille du modèle sans perte majeure de precision
- Ajouter des connaissances métiers

A retenir

- **YOLOv8m** : détecteur rapide et précis adapté à la tâche.
- Entraîné sur **StreaksYoloDataset** (images réelles annotées, télescope Stellina).
- Excellente performance globale.
- Temps d'inférence : **11 ms / image** (GPU Tesla T4)
- Adapté aux **observatoires amateurs et professionnels**

🔭 Enjeux futurs

- Réduction des faux positifs – amélioration du modèle
- Détection multi-classes (satellites, débris, rayons cosmiques…)
- Meilleure adaptation aux environnements bruités et aux traînées courbes

Nous contacter

LinkedIn ou mail

- Loshan RASAN – loshan.rasan@mines-ales.org
- Sonimith HANG – sonimith.hang@mines-ales.org

AfIA
Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Cti
Commission
des titres d'ingénieur

La Région
Occitanie
Pyrénées - Méditerranée

CONTRÔLÉ
PAR L'ÉTAT

CONFÉRENCE DES
GRANDES
ÉCOLES

IMT Mines Alès
École Mines-Télécom

Nous contacter

LinkedIn ou mail

- Loshan RASAN – loshan.rasan@mines-ales.org
- Sonimith HANG – sonimith.hang@mines-ales.org

AfIA
Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Cti
Commission
des titres d'ingénieur

La Région
Occitanie
Pyrénées - Méditerranée

CONTRÔLÉ
PAR L'ÉTAT

CONFÉRENCE DES
GRANDES
ÉCOLES

IMT Mines Alès
École Mines-Télécom