

Piste d'amélioration de la détection d'objets pour les véhicules autonomes en utilisant les étiquettes de segmentation sémantique

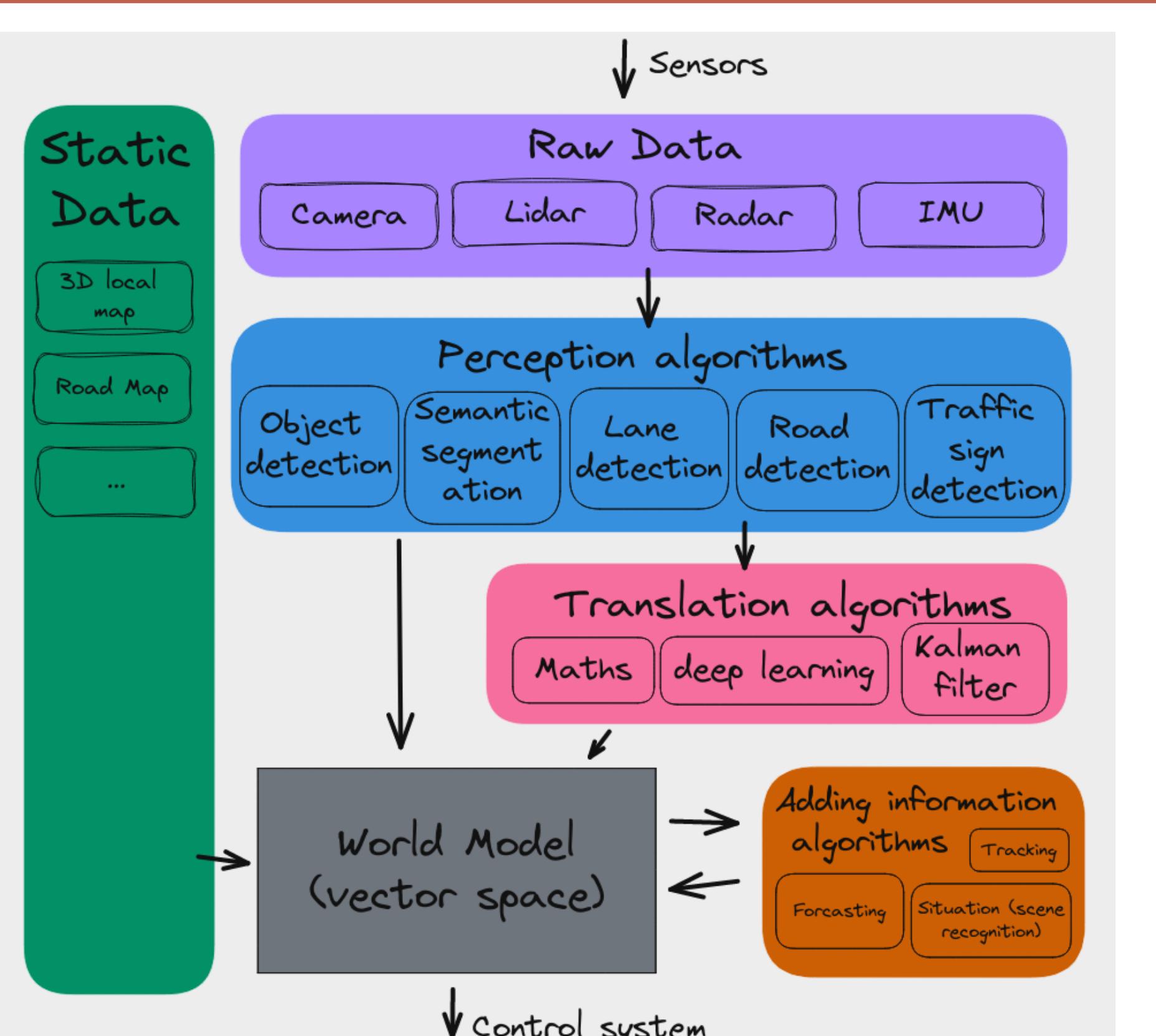
C. Bunel, M. Gueriu, S. Ainouz, G. Gasso

Normandie Univ, INSA Rouen, LITIS, 76000 Rouen corentin.bunel@insa-rouen.fr

Introduction

Les véhicules autonomes requièrent une perception précise de leur environnement. Pour améliorer la détection d'objets nouveaux ou peu fréquents, on propose d'utiliser les étiquettes de segmentation sémantique pour renforcer la compréhension de l'environnement par le modèle de détection d'objets FCOS, améliorant ainsi la capacité à détecter de nouveaux objets.

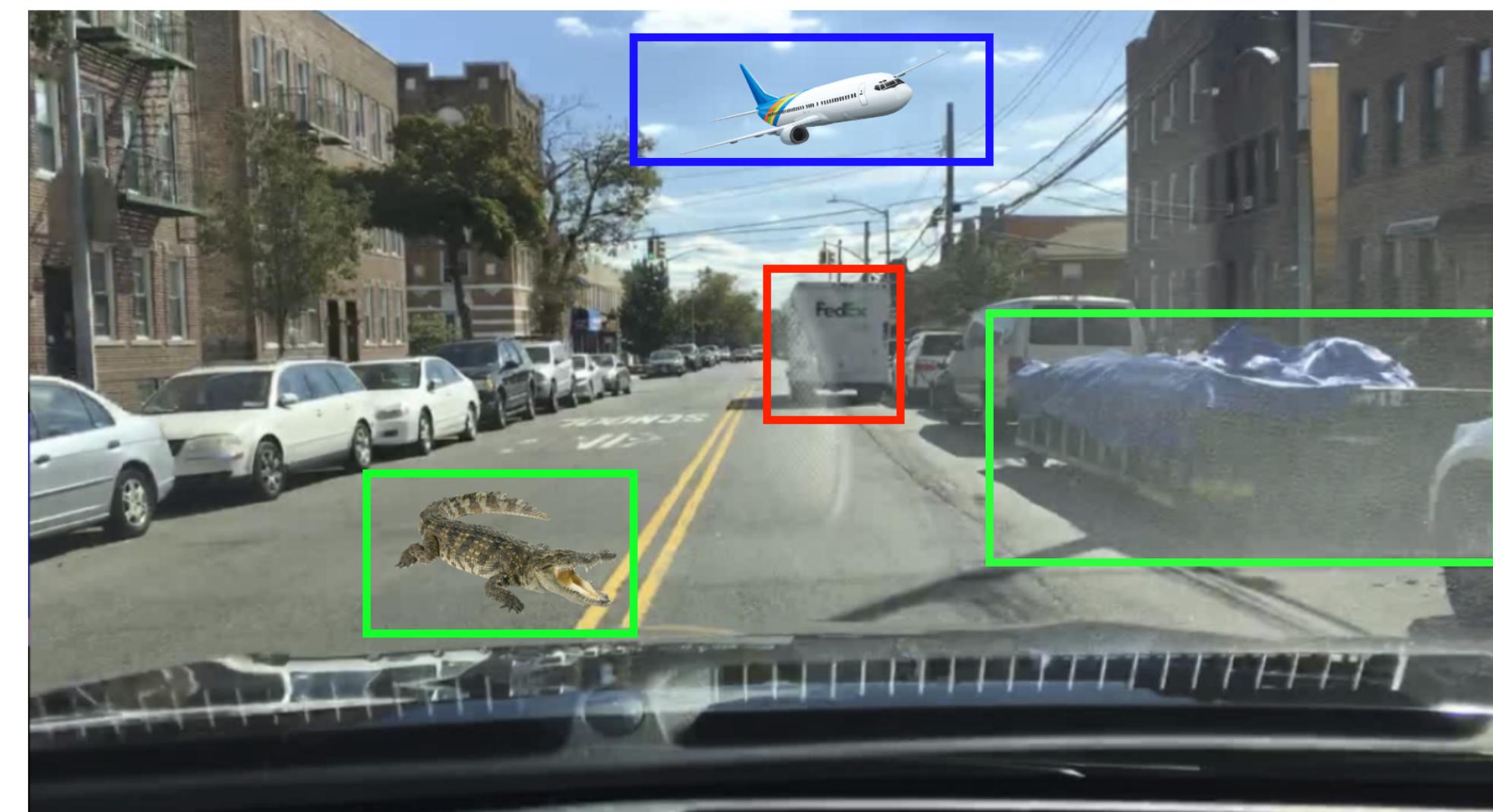
Perception en conduite autonome



En prenant en compte les caractéristiques du monde ouvert dans la détection d'objets, on obtient un modèle du monde plus complet, permettant de prendre de meilleures décisions.

Détection d'objets en monde ouvert

Entrainement

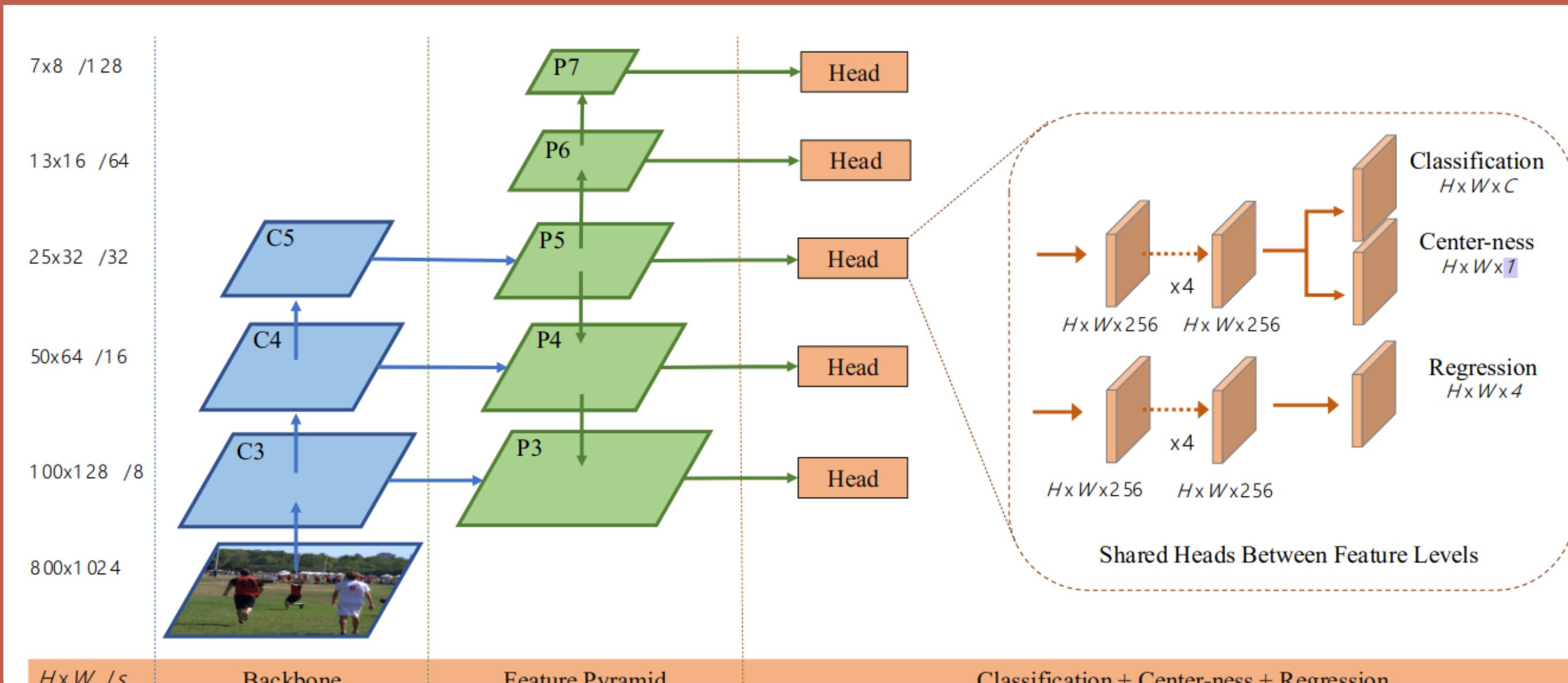


Rouge → classes connues Vert → classes inconnues Bleu → arrière-plan

Les problèmes posés sont :

- 1- Faire la différence entre l'objet inconnu et l'arrière-plan
- 2- Faire la différence entre un objet inconnu et une classe que l'on connaît [1]
- 3- Comment apprendre à détecter les nouveaux objets sans avoir leur vérité terrain ? [4]

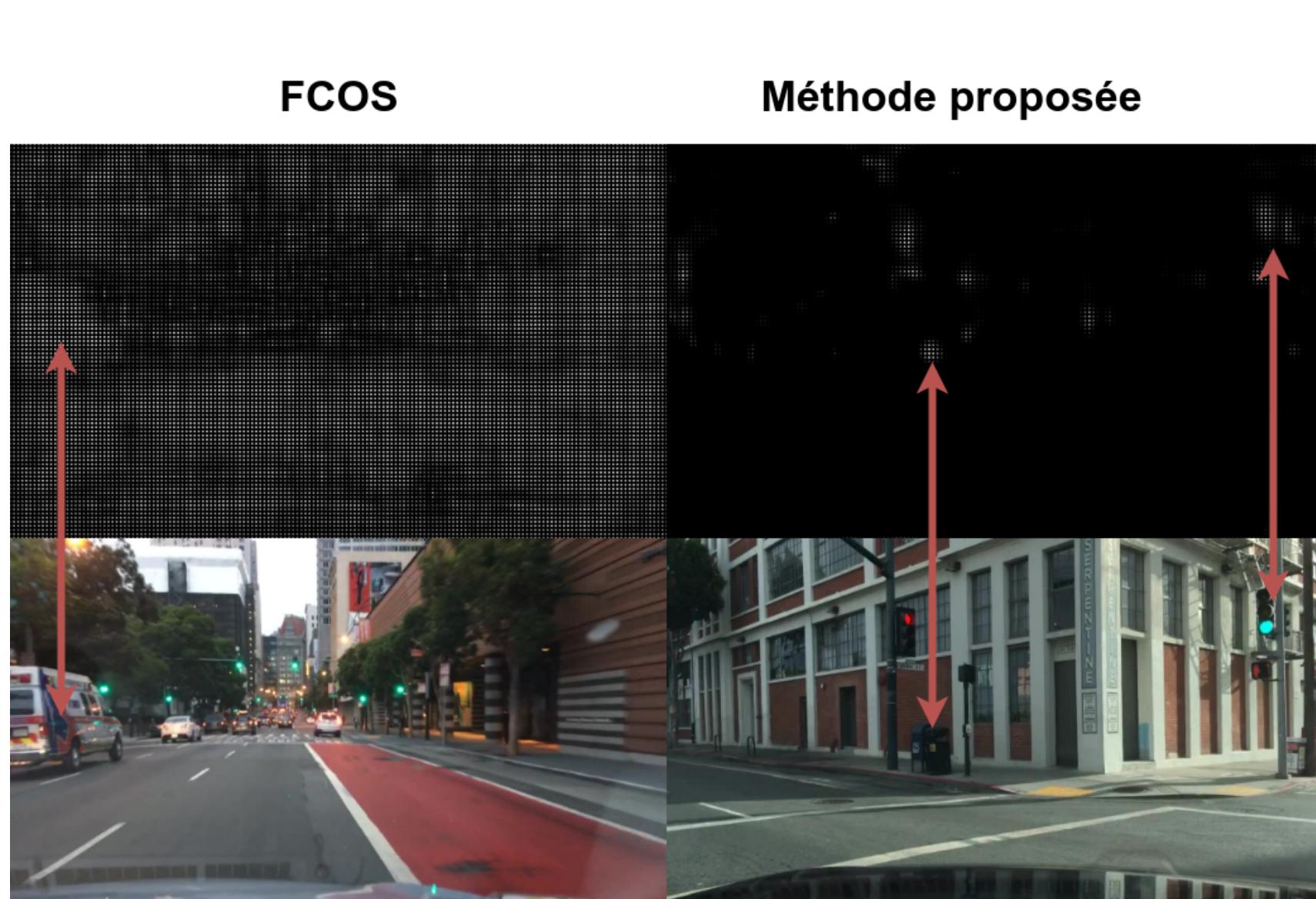
FCOS: détecteur d'objets à une étape entièrement convolutif



FCOS [3] donne un score de classification et de centralité pour chaque proposition de boîtes. Le score de centralité est calculé par $centerness = \sqrt{\frac{\min(left,right)}{\max(left,right)} \times \frac{\min(top,bot)}{\max(top,bot)}}$. En utilisant un seuil sur la combinaison de ces scores, on peut dire si la boîte est valide ou pas.

Proposition: utiliser les étiquettes de segmentation sémantique

- La fonction de coût est calculée uniquement sur les parties de l'image contenant des objets étiquetés. Cela peut conduire à des scores de centralité incohérents sur les zones sans objet, telles que les routes, le ciel et les bâtiments.
- En utilisant la vérité-terrain de la segmentation séquentielle, il est possible d'obtenir des zones sans objet pour chaque image (route, ciel, building, etc.)
- En appliquant la contrainte que les scores de centralité doivent être nuls pour les pixels dans les zones sans objet, il est possible d'obtenir des scores de centralité plus cohérents sur ces zones.

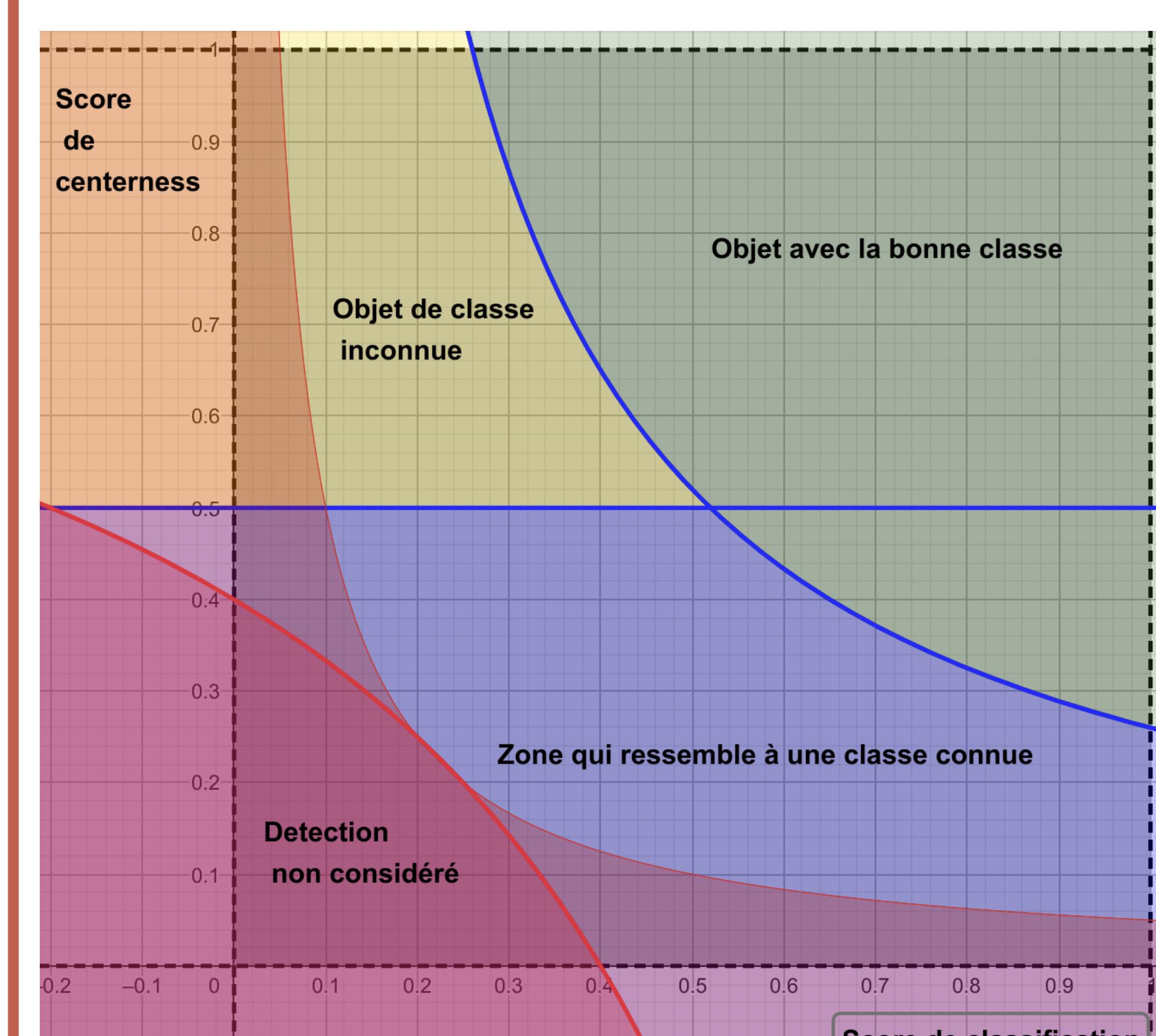


Les prochains travaux

- Afin de minimiser les cas de résultats erronés positifs et d'optimiser la détection d'objets inconnus, il est crucial de mettre en place une méthode de sélection des seuils appropriée.
- Pour évaluer cette méthode, on a besoin de savoir quelles métriques représentent ce qui est important en monde ouvert, et comment obtenir la vérité terrain.
- Pour permettre au modèle de suffisamment généraliser le concept d'objet on pourrait miser sur la diversité des données en utilisant l'augmentation de données ou des données de simulation.

Classifier comme inconnus

L'hypothèse de départ est que le score de centralité ne dépend pas de la classe de l'objet [2]. Ainsi, il peut également être appliqué aux objets inconnus pour lesquels il n'y a pas de vérité terrain.



Ce tableau montre les zones où peuvent tomber les propositions de boîtes en fonction de leur score de classe et de centralité. On valide les propositions dans la zone verte comme dans le FCOS de base. Mais on valide aussi ceux de la zone jaune mais en remplaçant la classe de la boîte proposée par inconnus.

References

- [1] Akshay Raj Dhamija and al. The Overlooked Elephant of Object Detection: Open Set. March 2020.
- [2] Sachin Konan et al. Extending One-Stage Detection with Open-World Proposals, January 2022.
- [3] Zhi Tian et al. FCOS: Fully Convolutional One-Stage Object Detection, August 2019.
- [4] Deepak Kumar et al. Singh. ORDER: Open World Object Detection on Road Scenes.