

# Détection d'objet sur image aérienne en régime few-shot.

---

Hicham TALAOUBRID

## Encadrants :

- Anissa MOKRAOUI (USPN, L2TI, directrice de thèse)
- Ismail BEN AYED (ETS Montréal, LIVIA, co-directeur de thèse)
- Rémi HARVEY (COSE, co-encadrant)

## Comité de suivi

4 Octobre 2024



# **Overview of the presentation**

- 1. Introduction à la détection d'objet et la détection d'objet few-shot**
- 2. Détection d'objet few-shot**
- 3. Axes de recherche autour de la détection d'objet few-shot cross-domain**
- 4. Contributions scientifiques**
- 5. Travaux future**
- 6. Formations**
- 7. Conclusion**

## 1.1 Introduction - Principe de la détection d'objet

### Principe de la détection d'objets

Étant donné un ensemble de classes  $\mathcal{C}$ , trouvez toutes les occurrences d'objets appartenant à une classe  $c \in \mathcal{C}$  dans une image  $I$ . Chaque objet est représenté par  $(x_1, y_1, x_2, y_2, c)$ .

## 1.1 Introduction - Principe de la détection d'objet

### Principe de la détection d'objets

Étant donné un ensemble de classes  $\mathcal{C}$ , trouvez toutes les occurrences d'objets appartenant à une classe  $c \in \mathcal{C}$  dans une image  $I$ . Chaque objet est représenté par  $(x_1, y_1, x_2, y_2, c)$ .



Image d'entrée  $I$

## 1.1 Introduction - Principe de la détection d'objet

### Principe de la détection d'objets

Étant donné un ensemble de classes  $\mathcal{C}$ , trouvez toutes les occurrences d'objets appartenant à une classe  $c \in \mathcal{C}$  dans une image  $I$ . Chaque objet est représenté par  $(x_1, y_1, x_2, y_2, c)$ .



Image d'entrée  $I$

$$\mathcal{C} = \{\text{Terrain de baseball, Piscine, Piste d'athlétisme}\}$$

## 1.1 Introduction - Principe de la détection d'objet

### Principe de la détection d'objets

Étant donné un ensemble de classes  $\mathcal{C}$ , trouvez toutes les occurrences d'objets appartenant à une classe  $c \in \mathcal{C}$  dans une image  $I$ . Chaque objet est représenté par  $(x_1, y_1, x_2, y_2, c)$ .

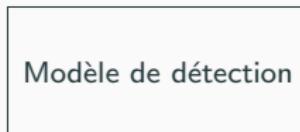


Image d'entrée  $I$

$$\mathcal{C} = \{\text{Terrain de baseball, Piscine, Piste d'athlétisme}\}$$

## 1.1 Introduction - Principe de la détection d'objet

### Principe de la détection d'objets

Étant donné un ensemble de classes  $\mathcal{C}$ , trouvez toutes les occurrences d'objets appartenant à une classe  $c \in \mathcal{C}$  dans une image  $I$ . Chaque objet est représenté par  $(x_1, y_1, x_2, y_2, c)$ .



Image d'entrée  $I$



Résultats de la détection

$$\mathcal{C} = \{\text{Terrain de baseball, Piscine, Piste d'athlétisme}\}$$

## 2.1 Introduction - Principe de la détection d'objet few-shot

### Détection d'objet $n$ -way $k$ -shot

Étant donné des exemples de support  $\{(x_1, a_1), \dots, (x_{nk}, a_{nk})\}$ , il s'agit de détecter toutes les occurrences des classes dans  $\mathcal{C}$  ( $|\mathcal{C}| = n$ ) dans une image de requête  $x_q$ . En règle générale,  $k$  est compris entre 1 et 50.

## 2.1 Introduction - Principe de la détection d'objet few-shot

### Détection d'objet $n$ -way $k$ -shot

Étant donné des exemples de support  $\{(x_1, a_1), \dots, (x_{nk}, a_{nk})\}$ , il s'agit de détecter toutes les occurrences des classes dans  $\mathcal{C}$  ( $|\mathcal{C}| = n$ ) dans une image de requête  $x_q$ . En règle générale,  $k$  est compris entre 1 et 50.



Query image

## 2.1 Introduction - Principe de la détection d'objet few-shot

### Détection d'objet $n$ -way $k$ -shot

Étant donné des exemples de support  $\{(x_1, a_1), \dots, (x_{nk}, a_{nk})\}$ , il s'agit de détecter toutes les occurrences des classes dans  $\mathcal{C}$  ( $|\mathcal{C}| = n$ ) dans une image de requête  $x_q$ . En règle générale,  $k$  est compris entre 1 et 50.



Query image

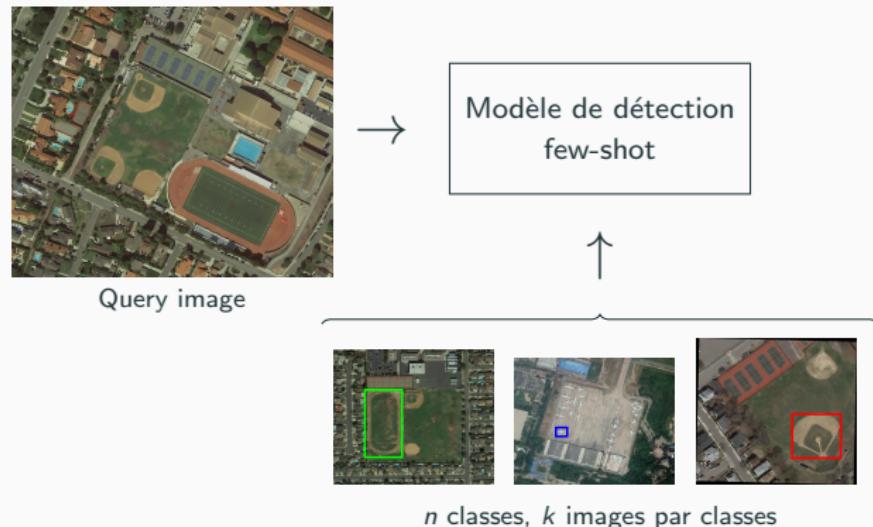


$n$  classes,  $k$  images par classes

## 2.1 Introduction - Principe de la détection d'objet few-shot

### Détection d'objet $n$ -way $k$ -shot

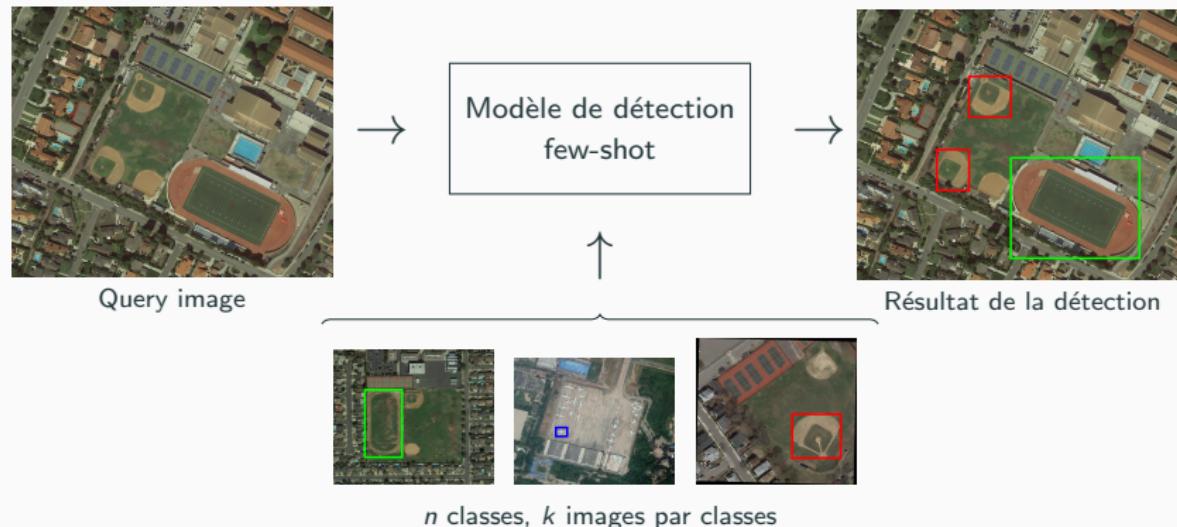
Étant donné des exemples de support  $\{(x_1, a_1), \dots, (x_{nk}, a_{nk})\}$ , il s'agit de détecter toutes les occurrences des classes dans  $\mathcal{C}$  ( $|\mathcal{C}| = n$ ) dans une image de requête  $x_q$ . En règle générale,  $k$  est compris entre 1 et 50.



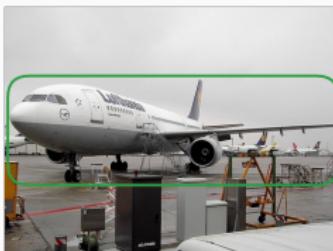
## 2.1 Introduction - Principe de la détection d'objet few-shot

### Détection d'objet $n$ -way $k$ -shot

Étant donné des exemples de support  $\{(x_1, a_1), \dots, (x_{nk}, a_{nk})\}$ , il s'agit de détecter toutes les occurrences des classes dans  $\mathcal{C}$  ( $|\mathcal{C}| = n$ ) dans une image de requête  $x_q$ . En règle générale,  $k$  est compris entre 1 et 50.



## 2.2 Introduction - Challenges de la détection d'objet few-shot sur les images aériennes

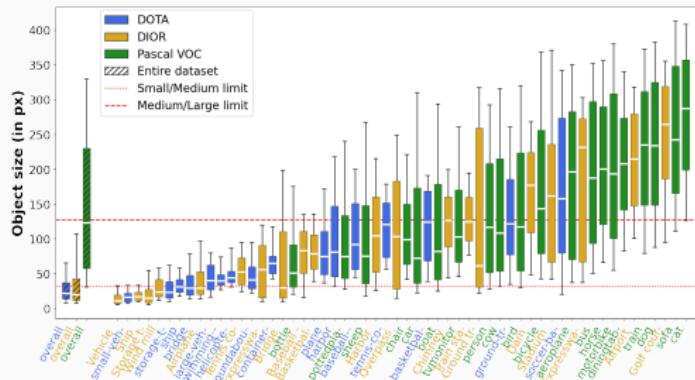


(a) Pascal VOC (Everingham et al. 2010)



(b) DOTA (Xia et al. 2018)

**Figure 1:** Deux images issues des datasets DOTA (Xia et al. 2018) et Pascal VOC (Everingham et al. 2010) illustrent la différence de taille entre des images aériennes et naturelles.



**Figure 2:** Diagramme en boîte des tailles d'objets dans DOTA (Xia et al. 2018), DIOR (K. Li et al.

### 3.1 Principe de la détection d'objet few-shot cross-domain



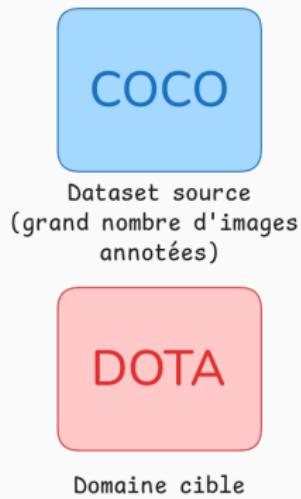
Domaine source



Domaine cible

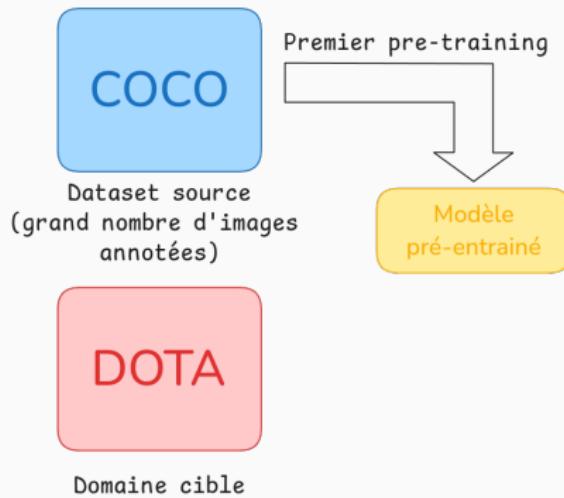
**Figure 3:** Schéma illustrant le cross-domain few-shot, où deux datasets de deux domaines distincts sont utilisés pour l'entraînement de base et le fine-tuning. Le modèle doit dans ce cas s'adapter à la fois à de nouvelles classes et à de nouvelles images ce qui complexifie la tâche.

### 3.1 Principe de la détection d'objet few-shot cross-domain



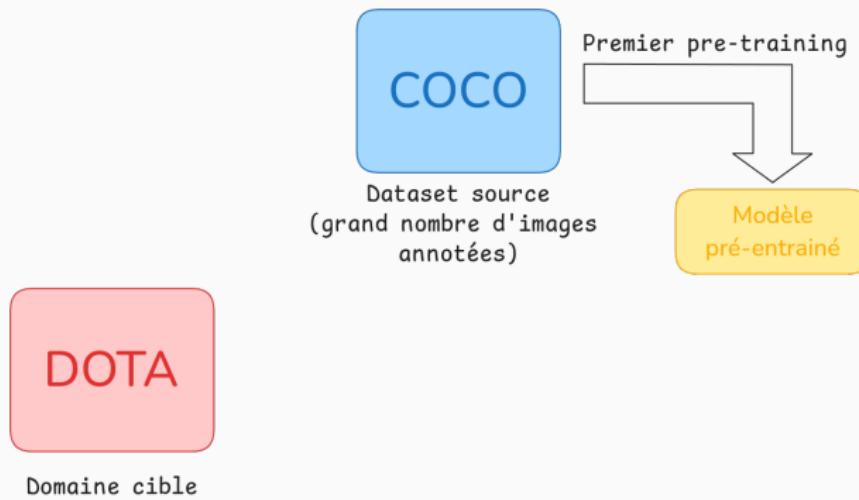
**Figure 3:** Schéma illustrant le cross-domain few-shot, où deux datasets de deux domaines distincts sont utilisés pour l'entraînement de base et le fine-tuning. Le modèle doit dans ce cas s'adapter à la fois à de nouvelles classes et à de nouvelles images ce qui complexifie la tâche.

### 3.1 Principe de la détection d'objet few-shot cross-domain



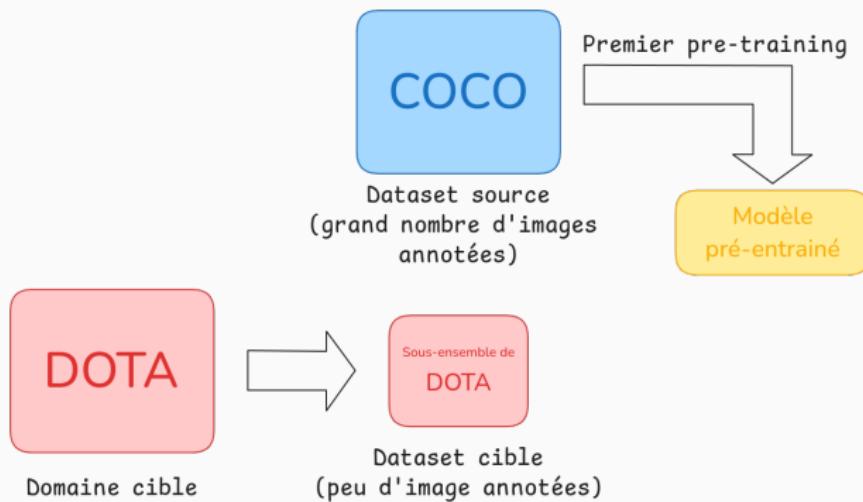
**Figure 3:** Schéma illustrant le cross-domain few-shot, où deux datasets de deux domaines distincts sont utilisés pour l'entraînement de base et le fine-tuning. Le modèle doit dans ce cas s'adapter à la fois à de nouvelles classes et à de nouvelles images ce qui complexifie la tâche.

### 3.1 Principe de la détection d'objet few-shot cross-domain



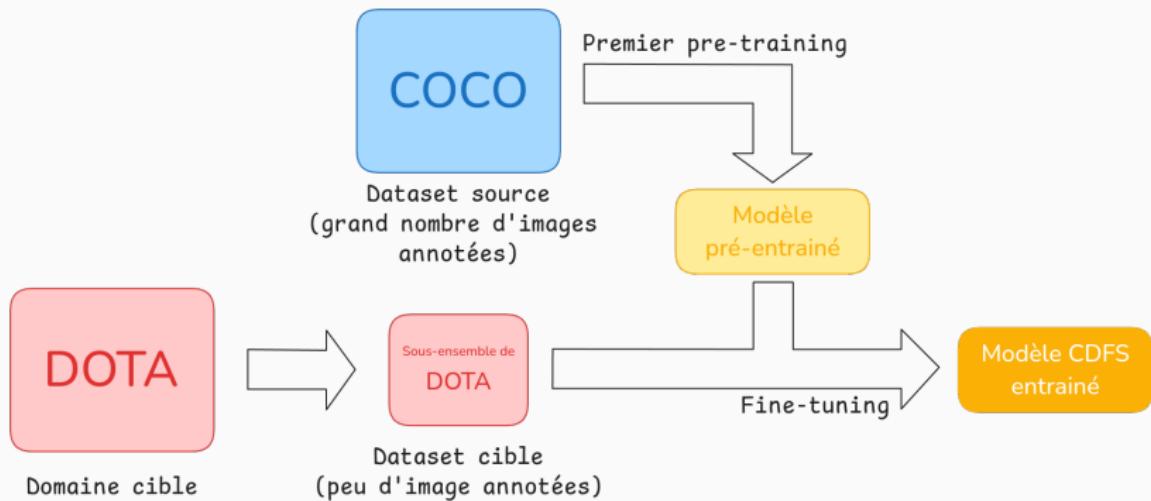
**Figure 3:** Schéma illustrant le cross-domain few-shot, où deux datasets de deux domaines distincts sont utilisés pour l'entraînement de base et le fine-tuning. Le modèle doit dans ce cas s'adapter à la fois à de nouvelles classes et à de nouvelles images ce qui complexifie la tâche.

### 3.1 Principe de la détection d'objet few-shot cross-domain



**Figure 3:** Schéma illustrant le cross-domain few-shot, où deux datasets de deux domaines distincts sont utilisés pour l'entraînement de base et le fine-tuning. Le modèle doit dans ce cas s'adapter à la fois à de nouvelles classes et à de nouvelles images ce qui complexifie la tâche.

### 3.1 Principe de la détection d'objet few-shot cross-domain



**Figure 3:** Schéma illustrant le cross-domain few-shot, où deux datasets de deux domaines distincts sont utilisés pour l'entraînement de base et le fine-tuning. Le modèle doit dans ce cas s'adapter à la fois à de nouvelles classes et à de nouvelles images ce qui complexifie la tâche.

## 3.2 3 Axes de recherche principaux

**Les recherches effectuées au cours de l'année ce sont articulés autour de 3 axes de recherche principaux :**

- Le développement d'un framework permettant de comparer rapidement et efficacement les performances des modèles les plus performants aujourd'hui.
- La mise en valeur de l'importance du choix d'un bon dataset source, puis l'estimation de l'écart entre domaines permettant de prédire le dataset source le plus adapté.
- Limiter le risque d'overfitting pour assurer une meilleure généralisation des modèles permettant d'améliorer les performances.

### 3.3 Etat de l'art des modèles de cross-domain

Name	Backbone
Meta-RCNN (Wu, Sahoo, and Hoi 2020)	ResNet50
TFA w/cos (X. Wang et al. 2020)	ResNet50
FSCE (B. Sun et al. 2021)	ResNet50
DeFRCN (Qiao et al. 2021)	ResNet50
FSDiffusionDet chen2022diffusiondet	ResNet50
Distill-cdfsod (Xiong 2023)	ResNet50
ViTDeT-FT (Y. Li et al. 2022)	ViT-B/14
Detic (Zhou et al. 2022)	ViT-L/14
Detic-FT (Zhou et al. 2022)	ViT-L/14
DE-ViT (Zhang, Y. Wang, and Bouali 2024)	ViT-L/14
DE-ViT-FT (Zhang, Y. Wang, and Bouali 2024)	ViT-L/14
CD-VITO (Fu et al. 2024)	ViT-L/14

**Table 1:** Etats de l'art des méthodes de détection d'objet cross-domain few-shot.

### 3.3 Etat de l'art des modèles de cross-domain

	DOTA	DIOR
Few-shot	60.45	57.51
Cross-domain Few-shot (COCO)	25.02	38.73
Cross-domain Few-shot (DOTA)	-	38.44
Cross-domain Few-shot (DIOR)	33.30	-

**Table 2:** Comparaison des performances de DiffusionDet (Chen et al. 2022) en Few-shot et en Cross-domain Few-shot sur DOTA et DIOR en considérant 3 dataset source (notés entre parenthèse) avec 10 shots. Les performances sont évaluées en mAP (%) rapporté avec un seuil IoU à 0.5.

### 3.4 Importance du dataset source

<i>k</i> shots	DOTA → DIOR	COCO → DIOR	DIOR → DOTA	COCO → DOTA
1	<b>20.18</b>	11.10	<b>5.41</b>	4.03
5	<b>34.43</b>	30.42	<b>25.88</b>	14.45
10	<b>41.48</b>	38.73	<b>31.99</b>	25.02
20	<b>49</b>	48.23	<b>38.77</b>	33.31
50	54.07	<b>56.97</b>	<b>44.07</b>	43.23

**Table 3:** Comparaison des performances de FSDiffusionDet en utilisant différents datasets sources pour la détection d'objet cross-domain. Les performances sont évaluées en mAP (%) rapporté avec un seuil IoU à 0.5.

### 3.5 Estimation de l'écart entre domaines

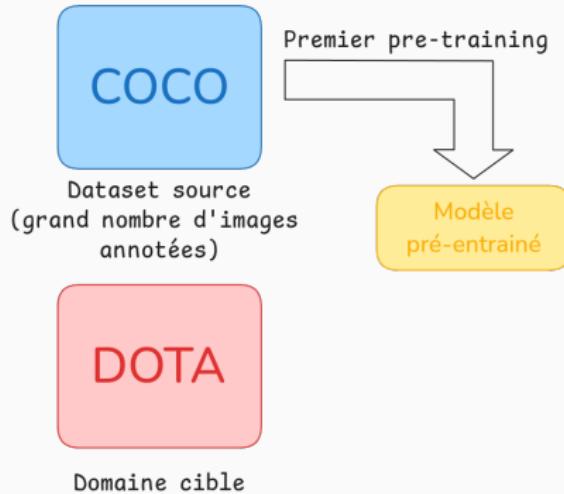


Figure 4: Schema de la méthode utilisé pour tenter d'estimer le domaine shift

### 3.5 Estimation de l'écart entre domaines

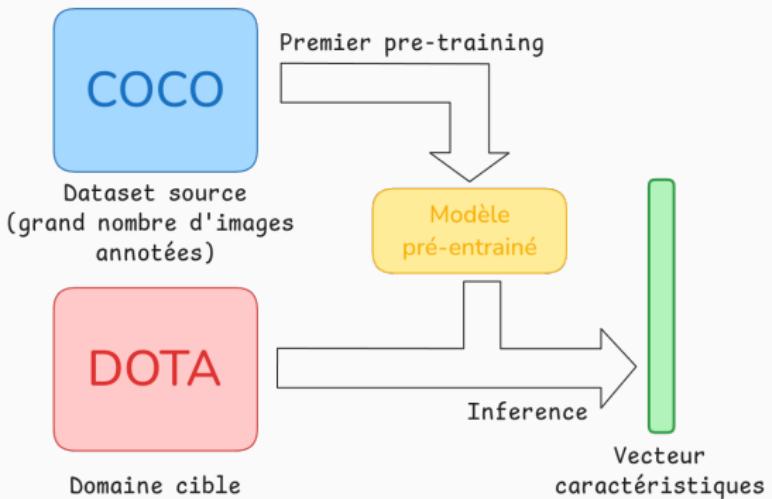


Figure 4: Schéma de la méthode utilisé pour tenter d'estimer le domaine shift

### 3.5 Estimation de l'écart entre domaines

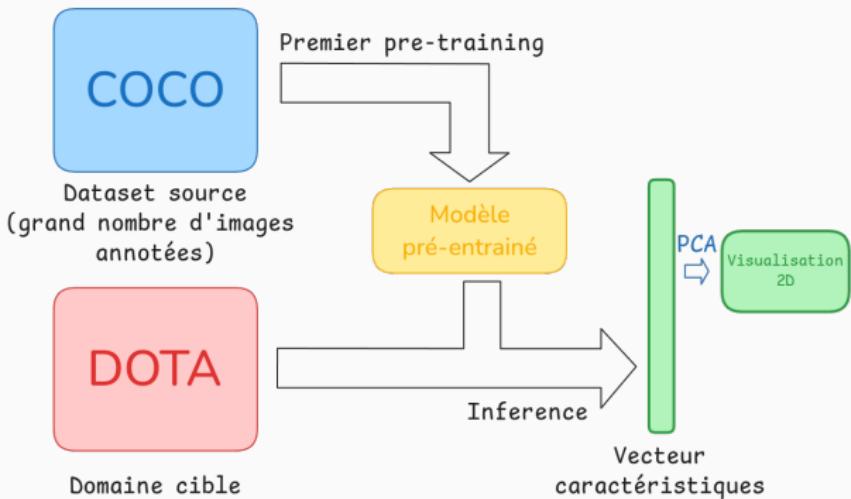
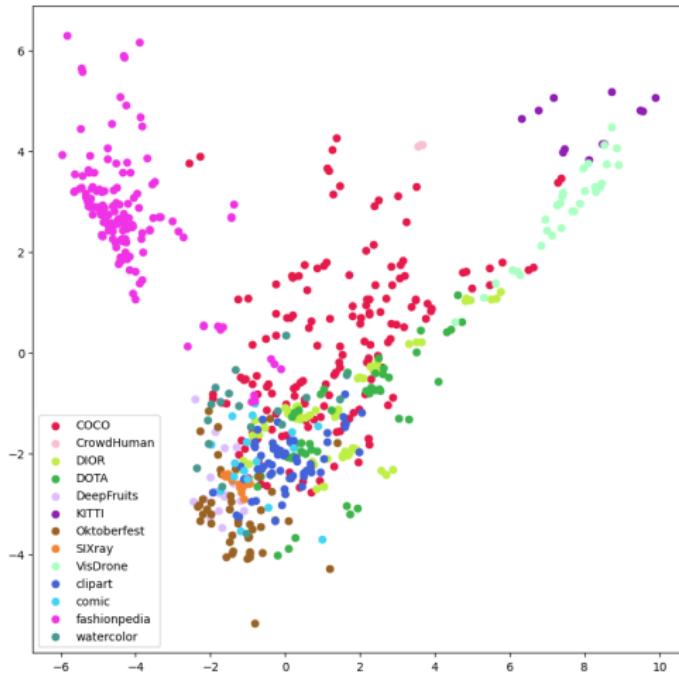


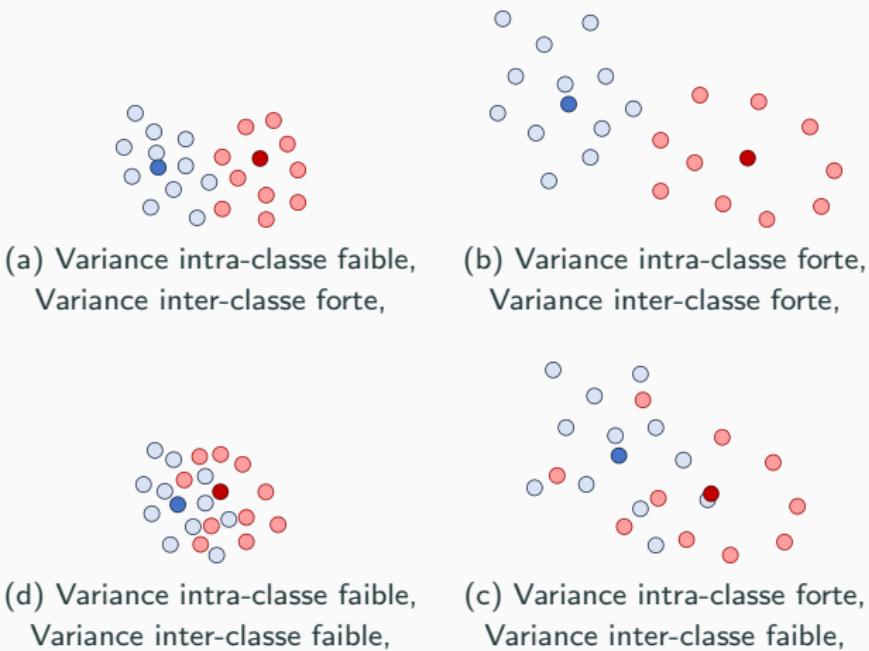
Figure 4: Schema de la méthode utilisé pour tenter d'estimer le domaine shift

### 3.5 Estimation de l'écart entre domaines



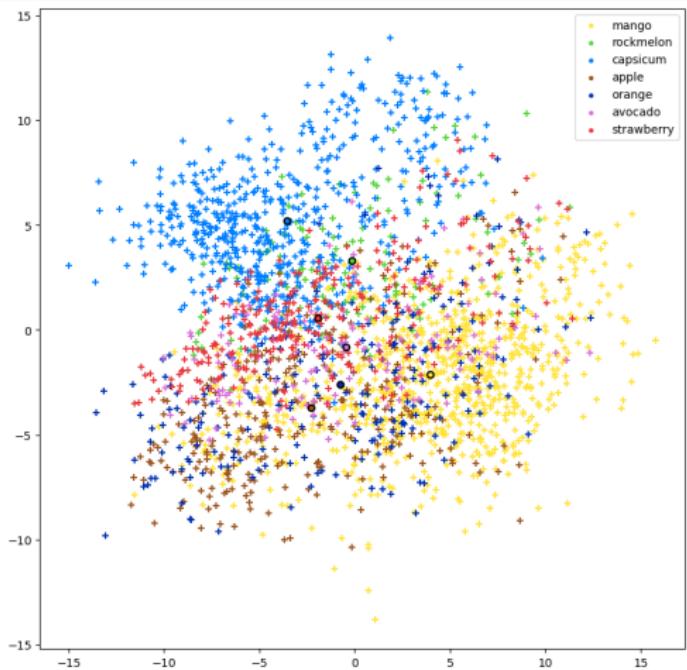
**Figure 5:** Représentation 2D des projections des barycentres de chaque classe, obtenue après le passage des images de chaque dataset dans un modèle pré-entraîné sur COCO, suivi d'une réduction dimensionnelle par PCA.

### 3.5 Estimation de l'écart entre domaines



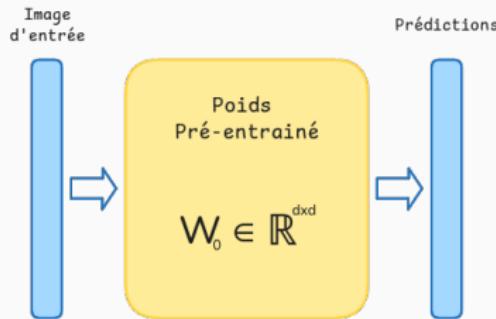
**Figure 6:** Illustration conceptuelle de la séparabilité des classes en relation avec les variances inter-classes et intra-classes. Les projections dans l'espace latent des images d'une classe sont représentées par des points bleus, tandis que les projections d'une autre classe sont marquées en rouge, avec les barycentres de chaque classe indiqués par des points plus foncés.

### 3.5 Estimation de l'écart entre domaines



**Figure 7:** Représentation 2D de la projection des objets de DeepFruits, obtenue après le passage des images de chaque dataset dans un modèle pré-entraîné sur COCO, suivi d'une réduction dimensionnelle par PCA. Les barycentres mis en valeur avec des cercles de couleurs.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



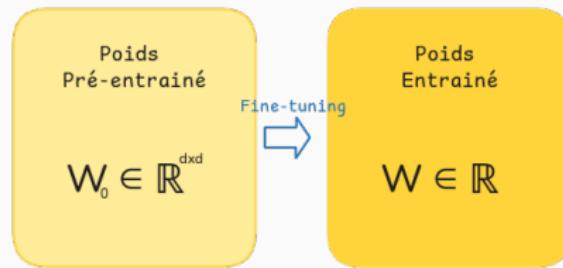
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



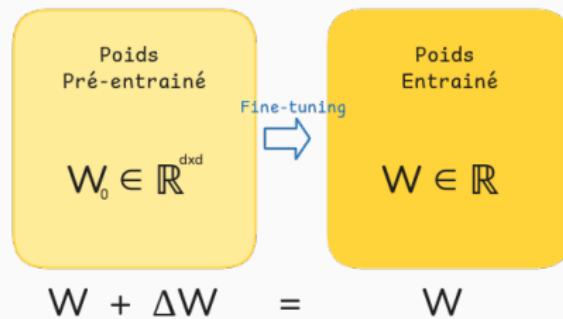
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



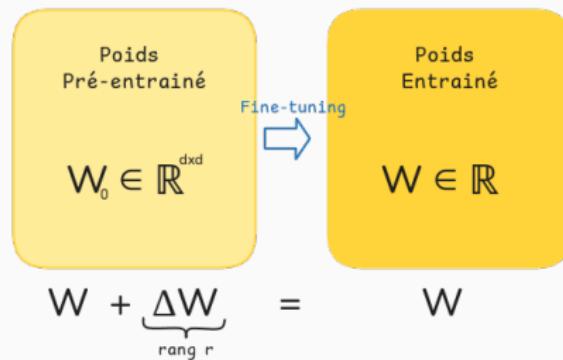
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



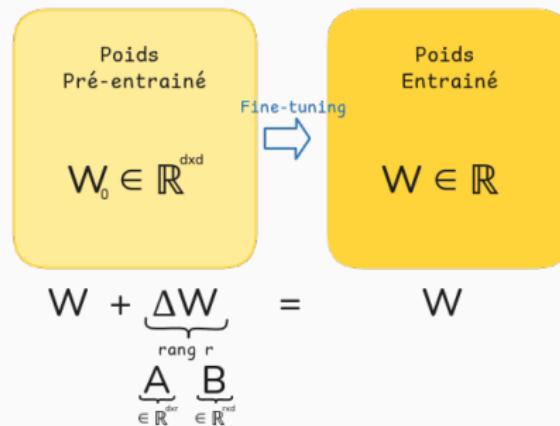
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



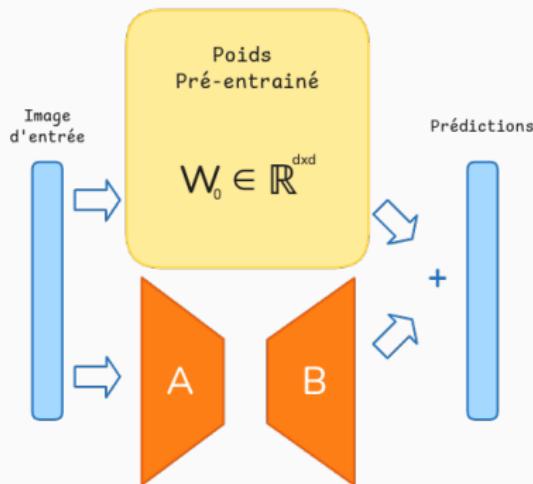
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



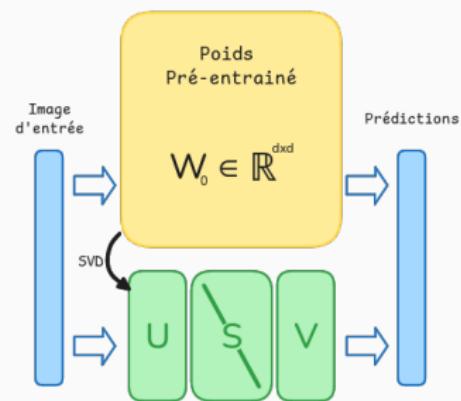
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



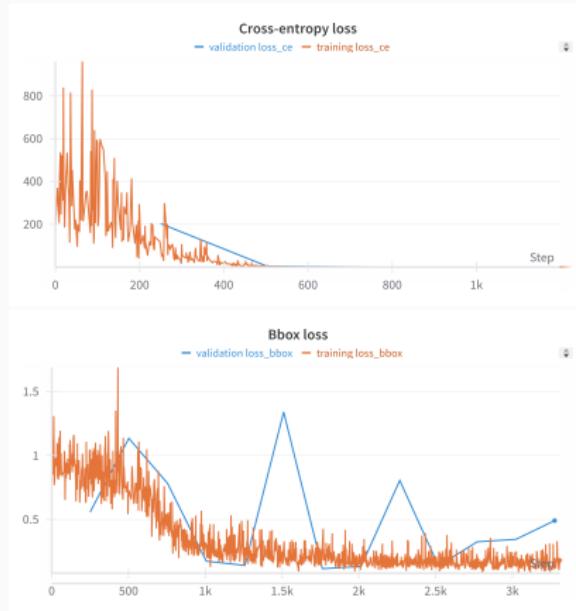
**Figure 8:** Schéma présentant LoRA (Low-Rank Adaptation), une technique permettant entre autre de limiter le risque d'overfitting pour assurer de meilleures performances.

### 3.6 Méthodes PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning) pour limiter l'overfitting



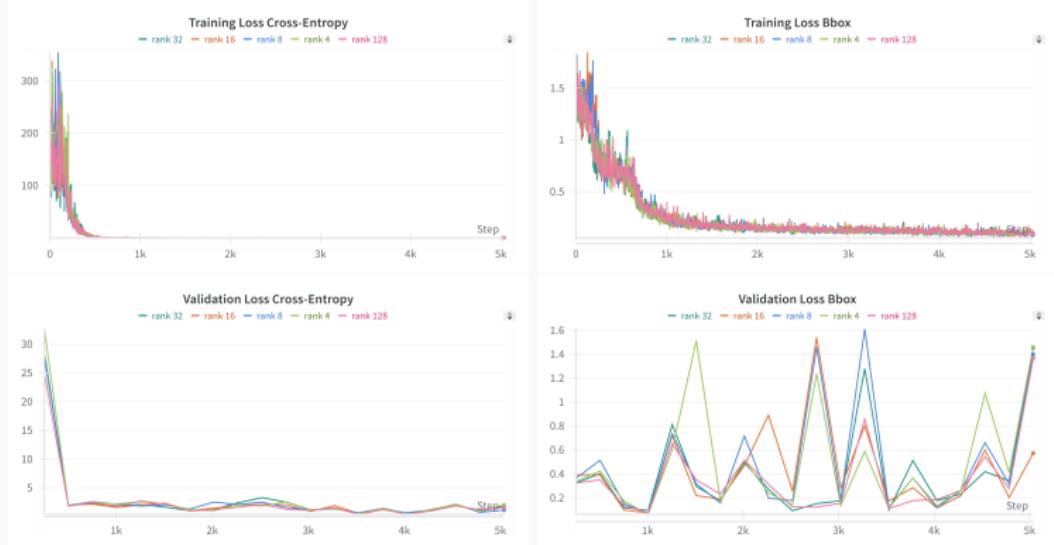
**Figure 9:** Schéma présentant un autre PEFT, SVF (Y. Sun et al. 2022), il se base sur une décomposition en valeurs singulières.

### 3.7 Premiers résultats avec LoRA



**Figure 10:** Impact de LoRA sur l'entraînement de FSDiffusionDet sur DIOR en utilisant 10 shots et un rang de 16.

### 3.7 Premiers résultats avec LoRA



**Figure 11:** Impact du rang de LoRA sur l'entraînement de FSDiffusionDet sur DIOR en utilisant 10 shots.

## 4.0 Contributions scientifiques

### Articles de conférence acceptés (avant la thèse) :

- Straightforward Adaptation of Particle Filter to Fish Eye Images for Top View Pedestrian Tracking – publié à **ICASSP** (14 avr. 2024)
- Improving Few-Shot and Cross-Domain Object Detection on Aerial Images with a Diffusion-Based Detector – accepté et présenté à **IGARSS** (7 Juil. 2024)  
(relecture, participation aux expériences et présentation)

### Article de journal accepté (avant la thèse) :

- Human tracking in top-view fisheye images: Analysis of familiar similarity measures via HOG and against various color spaces – publié à **Journal of Imaging** (16 avr. 2022).

### Articles de conférence soumis

- Indirect Attention: IA-DETR for one shot Object Detection – soumis à **ICLR** (2024) (participation au code et aux expériences)

## 5.0 Travaux future

- Expérimentation pour aider au choix du domaine source en cross domain
  - objectif octobre 2024
- Travail sur un framework facilitant l'expérimentation en cross domain
  - objectif octobre 2024
- Utiliser le framework pour réaliser un article benchmark des méthodes cross domain
  - objectif novembre 2024
- Travaux sur des PEFT qui pourrait fonctionner pour la regression
  - objectif début 2025
- Compléter le papier du benchmark pour l'inclure dans un journal
  - objectif début 2025
- Travaux sur les VLM (Vision/Language Models)
  - objectif courant 2025

## 6.0 Formations

### Formation doctorale suivie :

- Formations professionnalisantes et langues – Anglais de communication niveau faux débutant-intermédiaire **4 ECTS**

### Conférences présentées :

- Présentation orale à **IGARSS** (8-12 Juil.) – *Improving Few-Shot and Cross-Domain Object Detection on Aerial Images with a Diffusion-Based Detector* **24 ECTS**

### Mobilité :

- Mobilité de 4 mois à l'ETS Montréal (Canada)

**Merci pour votre attention**

---

Des questions ?

✉ hicham.talaoubrid1@edu.univ-paris13.fr

# References i

-  Chen, Shoufa et al. (2022). "Diffusiondet: Diffusion model for object detection". In: *arXiv preprint arXiv:2211.09788*.
-  Everingham, Mark et al. (2010). "The pascal visual object classes (voc) challenge". In: *International journal of computer vision* 88.2, pp. 303–338.
-  Fu, Yuqian et al. (2024). *Cross-Domain Few-Shot Object Detection via Enhanced Open-Set Object Detector*. arXiv: 2402.03094 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/abs/2402.03094>.
-  Le Jeune, Pierre and Anissa Mokraoui (2022). "Improving Few-Shot Object Detection through a Performance Analysis on Aerial and Natural Images". In: *30th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pp. 513–517. doi: 10.23919/EUSIPCO55093.2022.9909878.
-  Li, Ke et al. (2020). "Object detection in optical remote sensing images: A survey and a new benchmark". In: *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 159, pp. 296–307.
-  Li, Yanghao et al. (2022). *Exploring Plain Vision Transformer Backbones for Object Detection*. arXiv: 2203.16527 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/abs/2203.16527>.
-  Qiao, Limeng et al. (2021). "Defrcn: Decoupled faster r-cnn for few-shot object detection". In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 8681–8690.
-  Sun, Bo et al. (2021). "FSCE: Few-shot object detection via contrastive proposal encoding". In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 7352–7362.
-  Sun, Yanpeng et al. (2022). "Singular Value Fine-tuning: Few-shot Segmentation requires Few-parameters Fine-tuning". In: arXiv: 2206.06122 [cs.CV].
-  Wang, Xin et al. (July 2020). "Frustratingly Simple Few-Shot Object Detection". In: *International Conference on Machine Learning (ICML)*.
-  Wu, Xiongwei, Doyen Sahoo, and Steven Hoi (2020). "Meta-rcnn: Meta learning for few-shot object detection". In: *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, pp. 1679–1687.
-  Xia, Gui-Song et al. (2018). "DOTA: A large-scale dataset for object detection in aerial images". In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3974–3983.
-  Xiong, Wuti (2023). "CD-FSOD: A Benchmark For Cross-Domain Few-Shot Object Detection". In: *ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, pp. 1–5.

-  Zhang, Xinyu, Yuting Wang, and Abdeslam Boularias (2024). *Detect Everything with Few Examples*. arXiv: 2309.12969 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/abs/2309.12969>.
-  Zhou, Xingyi et al. (2022). *Detecting Twenty-thousand Classes using Image-level Supervision*. arXiv: 2201.02605 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/abs/2201.02605>.