

# 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**
- 2. Détection d'objet few-shot**
- 3. Challenges de la détection d'objet few-shot sur les images aériennes**
- 4. Méthode PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning)**
- 5. Mon approche**
- 6. Premiers résultats**
- 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  $(x_1, y_1, x_2, y_2, c)$ .

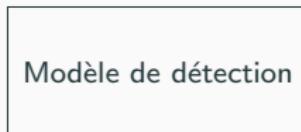


Image d'entrée  $I$

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

## 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 Détection d'objet few-shot - Principe et définitions

### *n-way k-shot object detection*

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  $x_q$ .

## 2.1 Détection d'objet few-shot - Principe et définitions

### *n-way k-shot object detection*

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  $x_q$ .



Query image

## 2.1 Détection d'objet few-shot - Principe et définitions

### *n-way k-shot object detection*

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  $x_q$ .



Query image

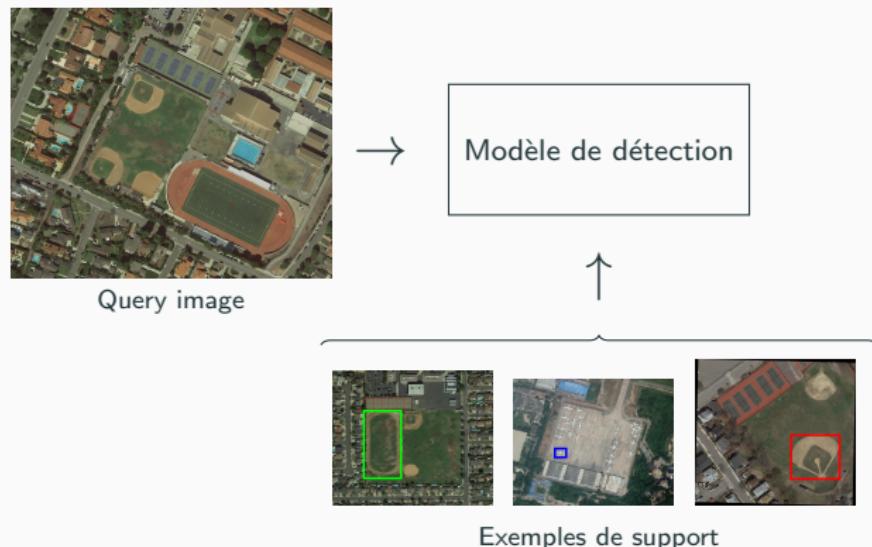


Exemples de support

## 2.1 Détection d'objet few-shot - Principe et définitions

### *n-way k-shot object detection*

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  $x_q$ .



## 2.1 Détection d'objet few-shot - Principe et définitions

### *n-way k-shot object detection*

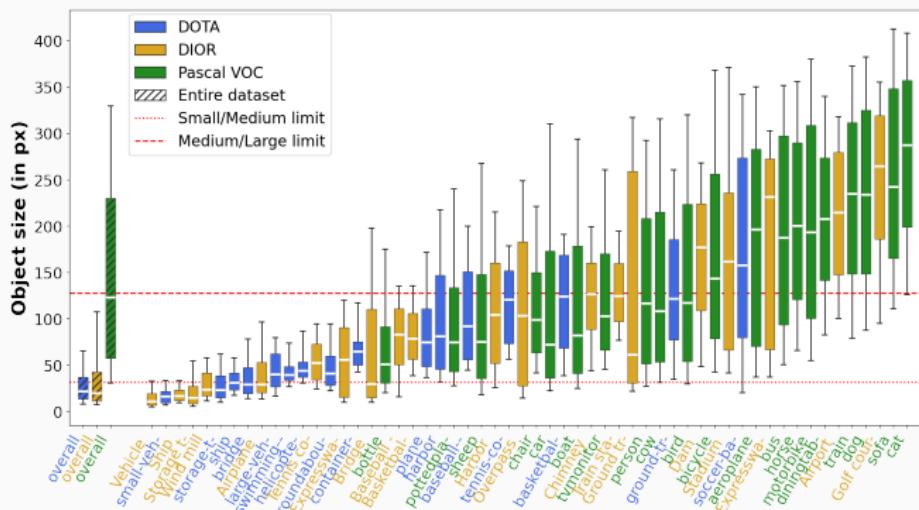
Étant donné des exemples de support  $\{(x_1, a_1), \dots, (x_{nk}, a_{nk})\}$ , il s'agit de détecter toutes les occurrences des classes dans  $\mathcal{C}$  ( $|\mathcal{C}| = n$ ) dans une image de requête  $x_q$ .



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

La plupart des méthodes sont évaluées sur des images naturelles : les ensembles de données Pascal VOC et MS COCO. ⇒ cela ne garantit pas de bonnes performances sur les images aériennes.

Les tailles des objets sont extrêmement différentes entre les images aériennes et naturelles.



**Figure 1:** Diagramme en boîte des tailles d'objets dans DOTA (Xia et al. 2018), DIOR (K. Li et al. 2020) et Pascal VOC (Everingham et al. 2010); par classe (**à droite**) et globalement (**à gauche**).

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

Il est impossible de comparer les performances sur différents ensembles de données.

Cependant, il est possible de comparer les performances FSOD par rapport à une référence non few-shot et de comparer cela sur plusieurs ensembles de données.

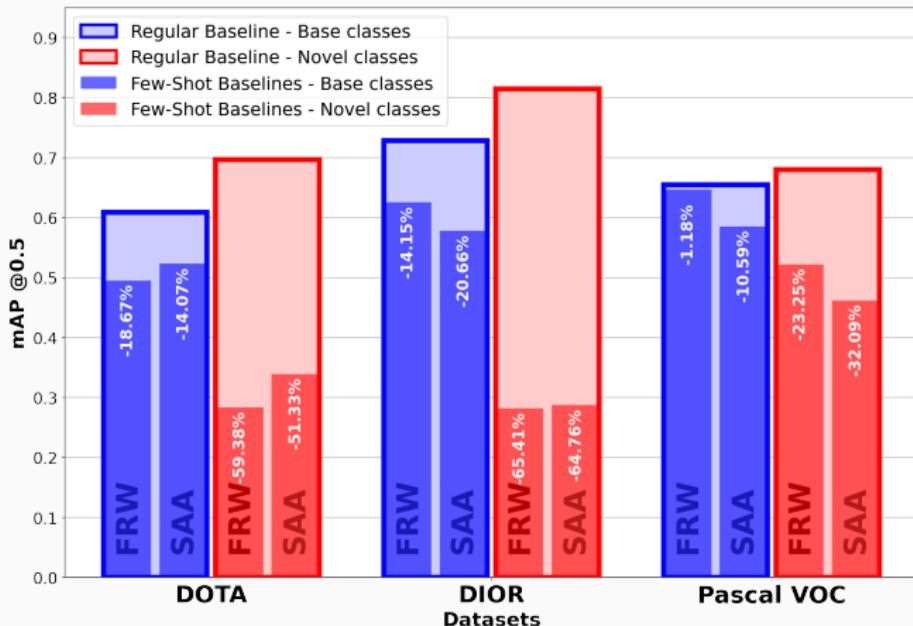


Figure 2: Performances FSOD comparées sur DOTA, DIOR et Pascal VOC. (Le Jeune and Mokraoui 2022)

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

Les grandes différences de taille moyenne entre les classes suggèrent d'analyser les performances par classe. **Corrélation claire entre la taille moyenne des classes et les performances** par rapport à la référence.

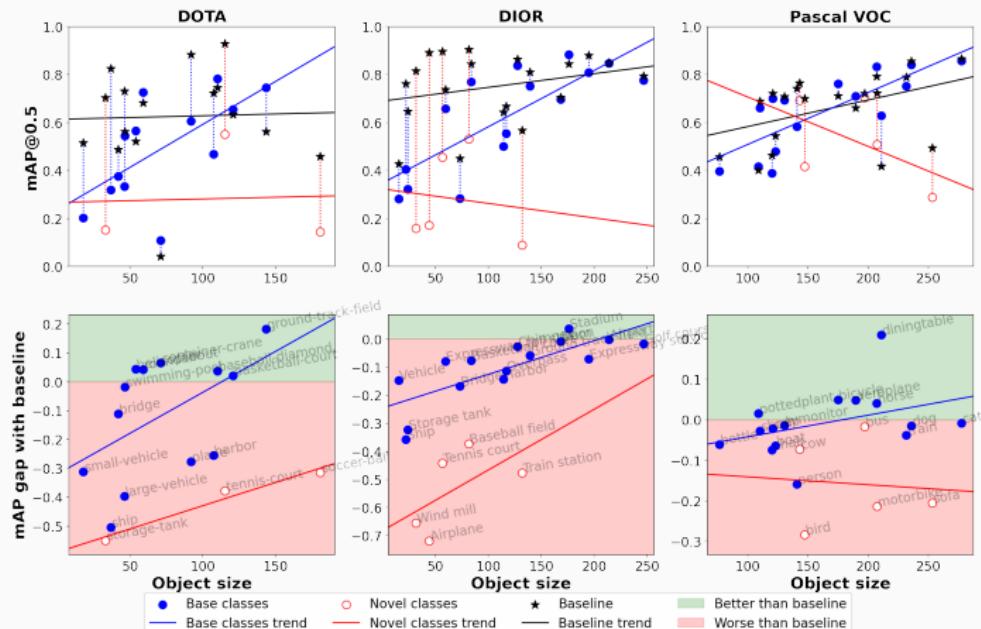
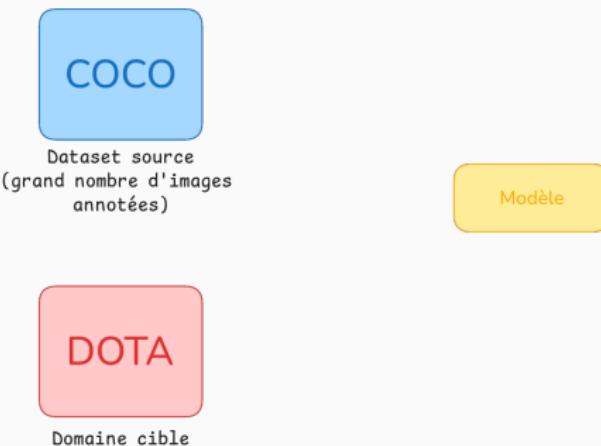


Figure 3: Analyse des performances par classe et comparaison avec la référence non few-shot sur DOTA, DIOR et Pascal VOC. (Le Jeune and Mokraoui 2022)

### 3.1 Détection d'objet few-shot - Cross-domain

#### Détection d'objet few-shot cross-domain

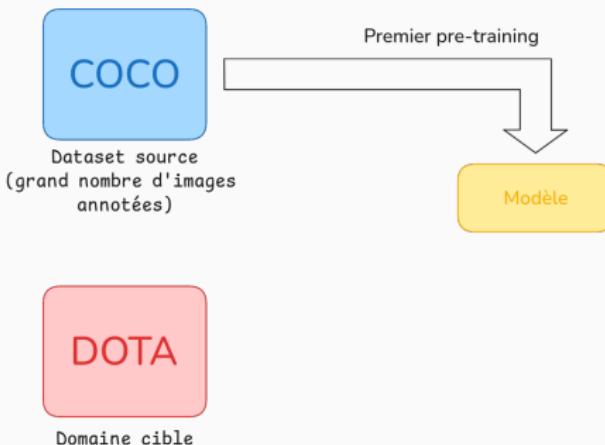
Dans la détection d'objets à faible échantillon inter-domaines (CD-FSOD), deux ensembles de données distincts sont utilisés pendant l'entraînement de base et l'affinage. La CD-FSOD est plus difficile, car le modèle doit non seulement s'adapter à de nouvelles classes, mais aussi à de nouvelles images.



### 3.1 Détection d'objet few-shot - Cross-domain

#### Détection d'objet few-shot cross-domain

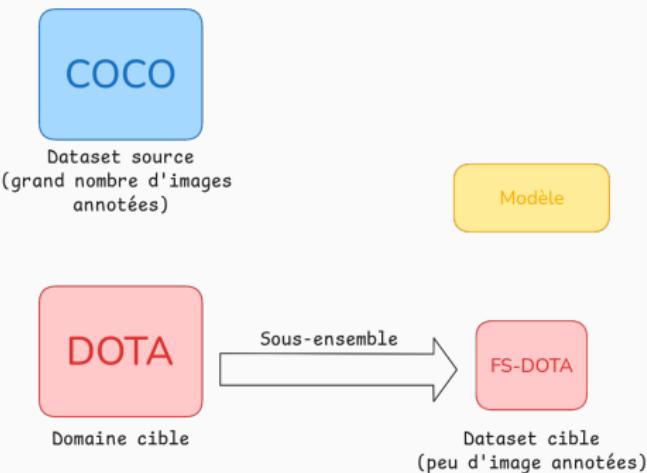
Dans la détection d'objets à faible échantillon inter-domaines (CD-FSOD), deux ensembles de données distincts sont utilisés pendant l'entraînement de base et l'affinage. La CD-FSOD est plus difficile, car le modèle doit non seulement s'adapter à de nouvelles classes, mais aussi à de nouvelles images.



### 3.1 Détection d'objet few-shot - Cross-domain

#### Détection d'objet few-shot cross-domain

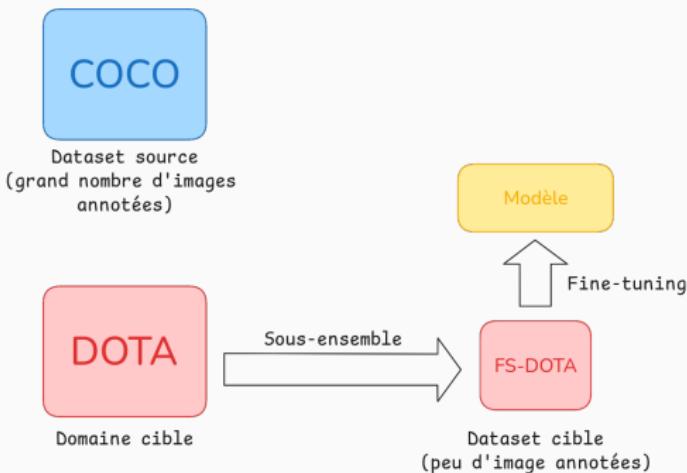
Dans la détection d'objets à faible échantillon inter-domaines (CD-FSOD), deux ensembles de données distincts sont utilisés pendant l'entraînement de base et l'affinage. La CD-FSOD est plus difficile, car le modèle doit non seulement s'adapter à de nouvelles classes, mais aussi à de nouvelles images.



### 3.1 Détection d'objet few-shot - Cross-domain

#### Détection d'objet few-shot cross-domain

Dans la détection d'objets à faible échantillon inter-domaines (CD-FSOD), deux ensembles de données distincts sont utilisés pendant l'entraînement de base et l'affinage. La CD-FSOD est plus difficile, car le modèle doit non seulement s'adapter à de nouvelles classes, mais aussi à de nouvelles images.



## 3.2 Premiers résultats - Importance du dataset source

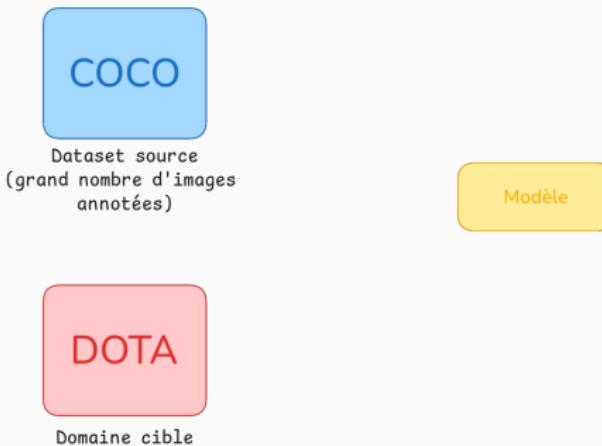
### Importance of source dataset in cross-domain

Le choix du dataset source dans la détection d'objets cross-domain est crucial, car il affecte directement la capacité du modèle à se généraliser à de nouveaux domaines cibles non vus.

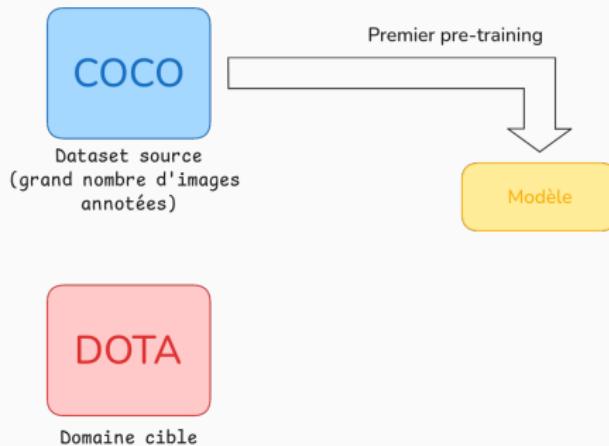
k shots	DOTA → DIOR	COCO → DIOR	DIOR → DOTA	COCO → DOTA
1	9.40	<b>11.10</b>	<b>5.09</b>	4.03
5	29.57	<b>30.42</b>	<b>24.90</b>	14.45
10	38.44	<b>38.73</b>	<b>33.30</b>	25.02
20	45.36	<b>48.23</b>	<b>41.30</b>	33.31
50	53.51	<b>56.97</b>	<b>49.22</b>	43.23

**Table 1:** Performance comparison of FSDiffusionDet using different source datasets in a cross-domain setting. Results demonstrate the impact of source dataset diversity and relevance on target domain accuracy.

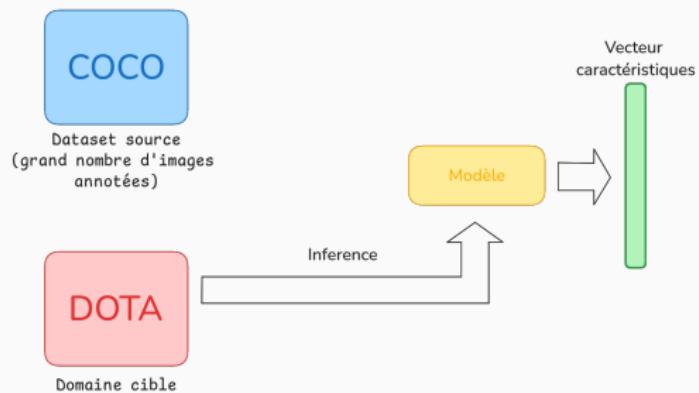
### 3.3 Premiers résultats - Variances inter-classes et intra-classes



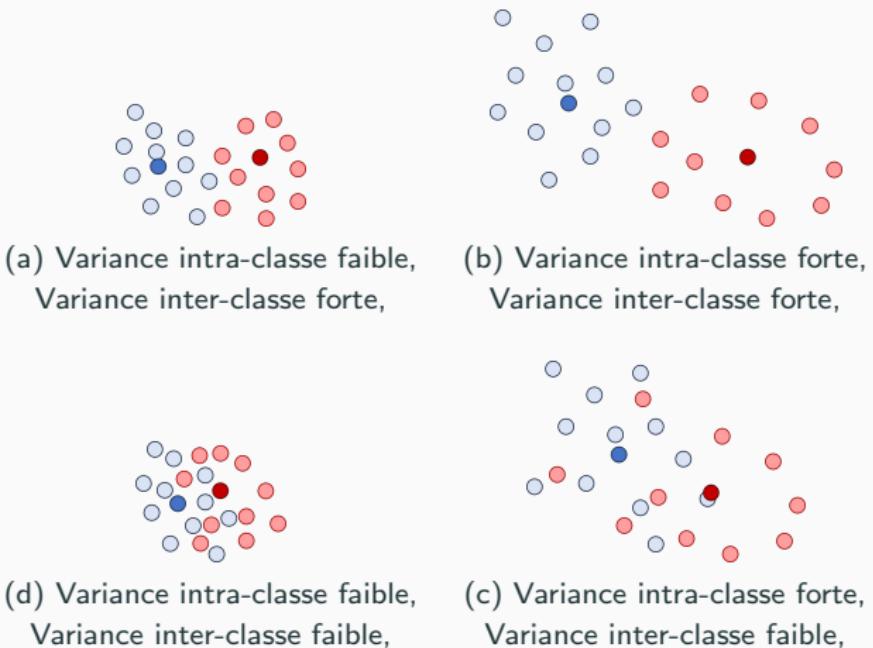
### 3.3 Premiers résultats - Variances inter-classes et intra-classes



### 3.3 Premiers résultats - Variances inter-classes et intra-classes

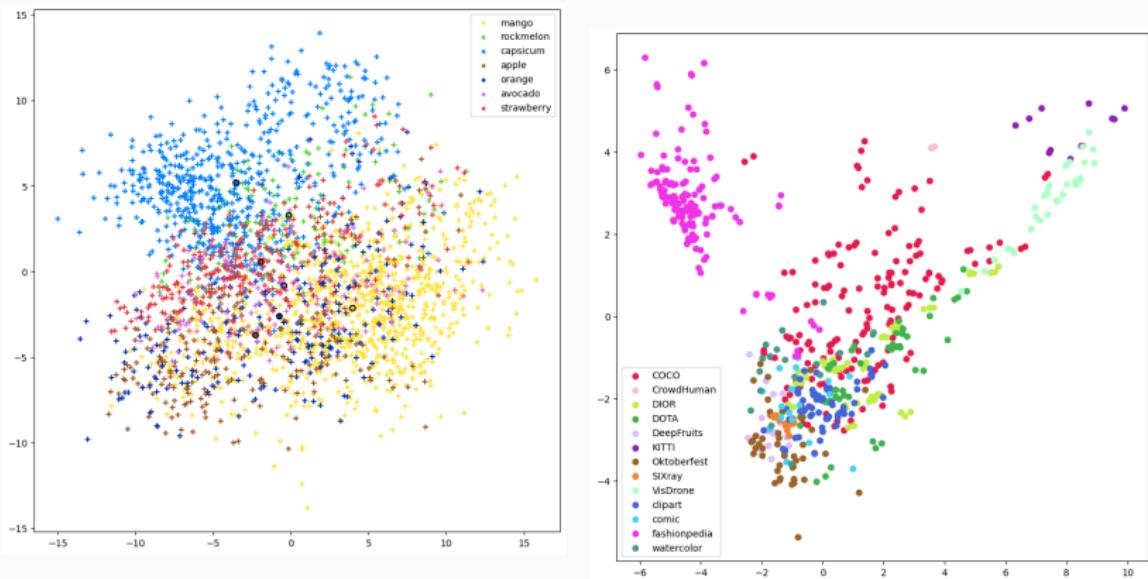


### 3.3 Premiers résultats - Variances inter-classes et intra-classes



**Figure 4:** 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.

### 3.3 Premiers résultats - Variances inter-classes et intra-classes



(a) Représentation 2D de la projection des objets de DeepFruits après un PCA avec les barycentres mis en valeur avec des cercles de couleurs.

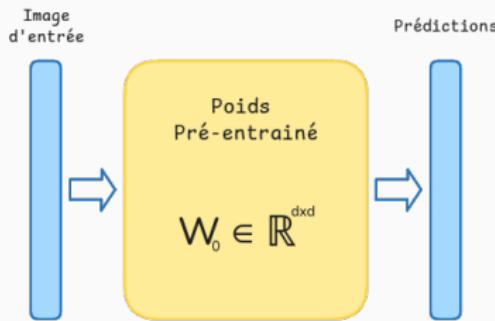
(b) Représentation 2D des projections des barycentres de chaque classe de chaque datasets après un PCA.

**Figure 5:** Représentation 2D des projections (a) des objets du dataset DeepFruits et (b) des barycentres de chaque classe après un PCA.

## 4.2 Méthode PEFT - LoRA Low Rank Adaptation

### LoRA (Low-Rank Adaptation)

LoRA (Low-Rank Adaptation) est une technique d'optimisation qui ajuste efficacement les modèles de réseaux neuronaux de grande taille en réduisant le nombre de paramètres à ajuster via la factorisation des matrices de poids. En limitant le nombre de paramètres modifiés, elle aide également à réduire le risque d'overfitting tout en maintenant de bonnes performances.



## 4.2 Méthode PEFT - LoRA Low Rank Adaptation

### LoRA (Low-Rank Adaptation)

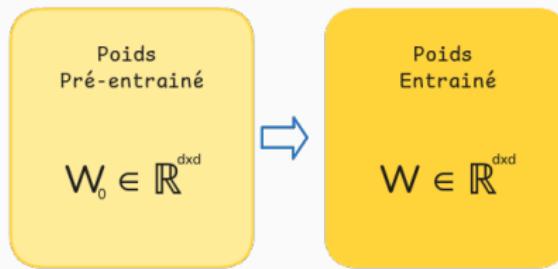
LoRA (Low-Rank Adaptation) est une technique d'optimisation qui ajuste efficacement les modèles de réseaux neuronaux de grande taille en réduisant le nombre de paramètres à ajuster via la factorisation des matrices de poids. En limitant le nombre de paramètres modifiés, elle aide également à réduire le risque d'overfitting tout en maintenant de bonnes performances.



## 4.2 Méthode PEFT - LoRA Low Rank Adaptation

### LoRA (Low-Rank Adaptation)

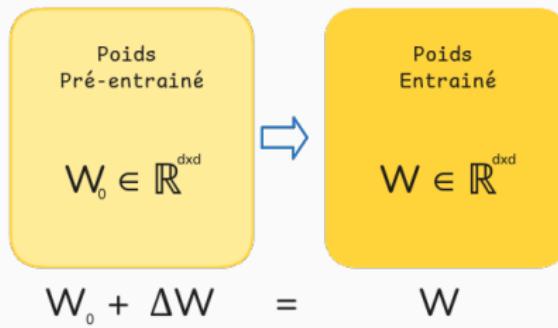
LoRA (Low-Rank Adaptation) est une technique d'optimisation qui ajuste efficacement les modèles de réseaux neuronaux de grande taille en réduisant le nombre de paramètres à ajuster via la factorisation des matrices de poids. En limitant le nombre de paramètres modifiés, elle aide également à réduire le risque d'overfitting tout en maintenant de bonnes performances.



## 4.2 Méthode PEFT - LoRA Low Rank Adaptation

### LoRA (Low-Rank Adaptation)

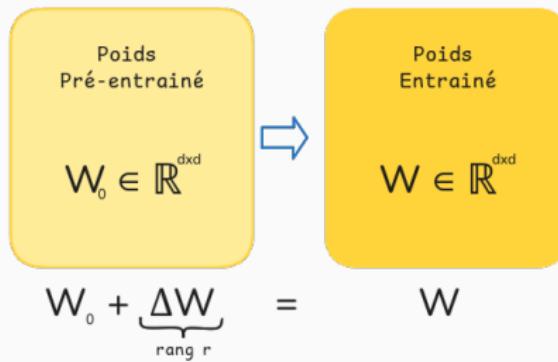
LoRA (Low-Rank Adaptation) est une technique d'optimisation qui ajuste efficacement les modèles de réseaux neuronaux de grande taille en réduisant le nombre de paramètres à ajuster via la factorisation des matrices de poids. En limitant le nombre de paramètres modifiés, elle aide également à réduire le risque d'overfitting tout en maintenant de bonnes performances.



## 4.2 Méthode PEFT - LoRA Low Rank Adaptation

### LoRA (Low-Rank Adaptation)

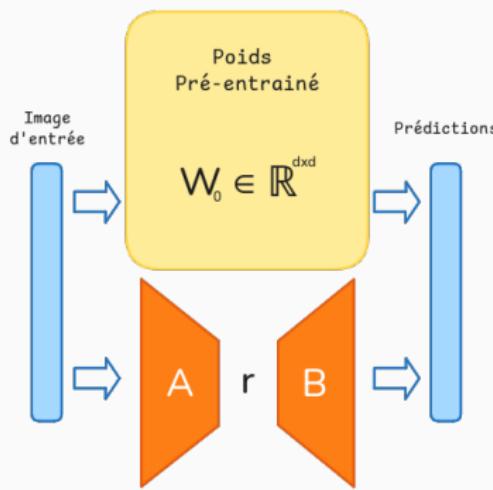
LoRA (Low-Rank Adaptation) est une technique d'optimisation qui ajuste efficacement les modèles de réseaux neuronaux de grande taille en réduisant le nombre de paramètres à ajuster via la factorisation des matrices de poids. En limitant le nombre de paramètres modifiés, elle aide également à réduire le risque d'overfitting tout en maintenant de bonnes performances.



## 4.2 Méthode PEFT - LoRA Low Rank Adaptation

### LoRA (Low-Rank Adaptation)

LoRA (Low-Rank Adaptation) est une technique d'optimisation qui ajuste efficacement les modèles de réseaux neuronaux de grande taille en réduisant le nombre de paramètres à ajuster via la factorisation des matrices de poids. En limitant le nombre de paramètres modifiés, elle aide également à réduire le risque d'overfitting tout en maintenant de bonnes performances.



## 4.3 Méthode PEFT - SVF Singular Value Fine-tuning

### SVF (Singular Value Fine-tuning)

SVF (Singular Value Fine-tuning) est une technique d'ajustement des modèles de réseaux neuronaux qui réduit la complexité en décomposant les matrices de poids en valeurs singulières. En ne modifiant que les valeurs singulières les plus importantes, elle permet d'améliorer l'efficacité tout en limitant l'overfitting, en évitant d'ajuster un trop grand nombre de paramètres.

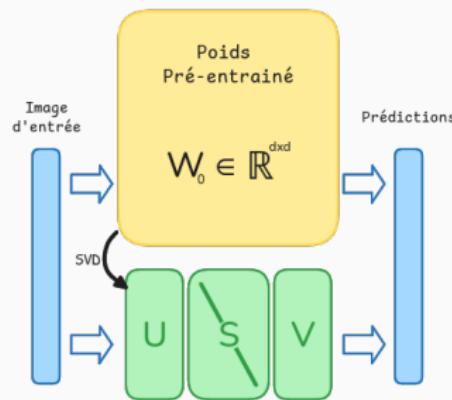


Figure 6: Principe de l'entraînement SVF. Ici on entraîne seulement les valeurs propres (Y. Sun et al. 2022).

## 4.4 Premiers résultats - Overfitting pour la regression

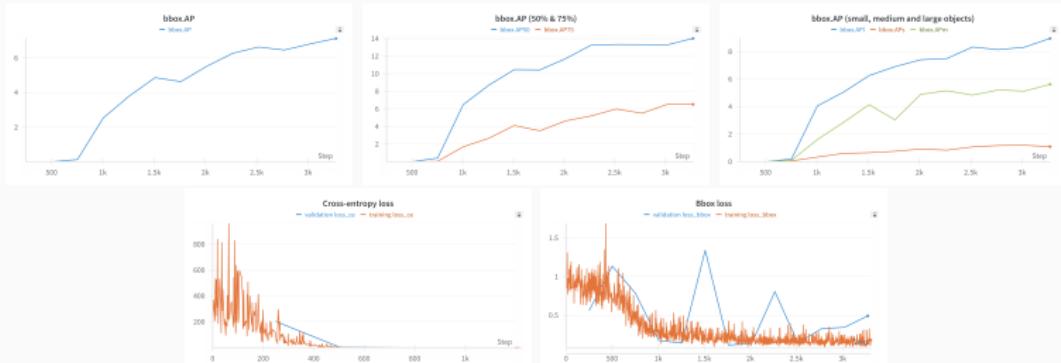


Figure 7: Impact de LoRA sur l'entraînement de FSDiffusionDet sur DIOR en utilisant 10 shots.

## 6.1 Mon approche - Vu d'ensemble de mes publications

### 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)

## 6.2 Mon approche - 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

## 7.0 Conclusion

**Thank you for your attention**

---

Any questions 

## References i

-  Bar, Amir et al. (2022). “**Detreg: Unsupervised pretraining with region priors for object detection**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 14605–14615.
-  Cao, Yuhang et al. (2021). “**Few-Shot Object Detection via Association and Discrimination**”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 34, pp. 16570–16581.
-  Chen, Hao et al. (2018). “**Lstd: A low-shot transfer detector for object detection**”. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol. 32. 1.
-  Chen, Tung-I et al. (2021). “**Dual-Awareness Attention for Few-Shot Object Detection**”. In: *IEEE Transactions on Multimedia*, pp. 1–1. DOI: 10.1109/TMM.2021.3125195.
-  Chu, Jinghui et al. (2021). “**Joint Co-Attention And Co-Reconstruction Representation Learning For One-Shot Object Detection**”. In: *2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 2229–2233. DOI: 10.1109/ICIP42928.2021.9506387.
-  Everingham, Mark et al. (2010). “**The pascal visual object classes (voc) challenge**”. In: *International journal of computer vision* 88.2, pp. 303–338.
-  Fan, Qi et al. (2020). “**Few-Shot Object Detection with Attention-RPN and Multi-Relation Detector**”. In: *CVPR*.
-  Fan, Zhibo et al. (2021). “**Generalized Few-Shot Object Detection without Forgetting**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4527–4536.
-  Ganea, Dan Andrei, Bas Boom, and Ronald Poppe (2021). “**Incremental few-shot instance segmentation**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1185–1194.

## References ii

-  Gao, Yuxuan et al. (2021). “A Fast and Accurate Few-Shot Detector for Objects with Fewer Pixels in Drone Image”. In: *Electronics* 10.7, p. 783.
-  Han, Guangxing et al. (2022). “Few-shot object detection with fully cross-transformer”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 5321–5330.
-  Hsieh, Ting-I et al. (2019). “One-Shot Object Detection with Co-Attention and Co-Excitation”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 32.
-  Hu, Edward J. et al. (2021). “LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models”. In: *CoRR* abs/2106.09685. arXiv: 2106.09685. URL: <https://arxiv.org/abs/2106.09685>.
-  Huang, Xu et al. (2021). “Few-Shot Object Detection on Remote Sensing Images via Shared Attention Module and Balanced Fine-Tuning Strategy”. In: *Remote Sensing* 13.19, p. 3816.
-  Jeune, Pierre Le et al. (2021). “Experience feedback using Representation Learning for Few-Shot Object Detection on Aerial Images”. In: *2021 20th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, pp. 662–667. DOI: 10.1109/ICMLA52953.2021.00110.
-  Kang, Bingyi et al. (2019). “Few-shot object detection via feature reweighting”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 8420–8429.
-  Karlinsky, Leonid et al. (2019). “Repmet: Representative-based metric learning for classification and few-shot object detection”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 5197–5206.
-  Kim, Geonuk, Hong-Gyu Jung, and Seong-Whan Lee (2020). “Few-Shot Object Detection via Knowledge Transfer”. In: *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 3564–3569.

## References iii

-  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, Aoxue and Zhenguo Li (2021). “**Transformation invariant few-shot object detection**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3094–3102.
-  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, Xiang, Jingyu Deng, and Yi Fang (2021). “**Few-Shot Object Detection on Remote Sensing Images**”. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, pp. 1–14. DOI: 10.1109/TGRS.2021.3051383.
-  Li, Xiang, Lin Zhang, et al. (2020). “**One-shot object detection without fine-tuning**”. In: *arXiv preprint arXiv:2005.03819*.
-  Liu, Liyang et al. (2021). “**Gendet: Meta learning to generate detectors from few shots**”. In: *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*.
-  Liu, Weijie et al. (2021). “**Dynamic Relevance Learning for Few-Shot Object Detection**”. In: *arXiv preprint arXiv:2108.02235*.
-  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)*.
-  Wolf, Stefan et al. (2021). “**Double Head Predictor based Few-Shot Object Detection for Aerial Imagery**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 721–731.
-  Wu, Aming, Yahong Han, et al. (2021). “**Universal-Prototype Enhancing for Few-Shot Object Detection**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 9567–9576.
-  Wu, Aming, Suqi Zhao, et al. (2021). “**Generalized and discriminative few-shot object detection via SVD-dictionary enhancement**”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 34, pp. 6353–6364.
-  Wu, Jiaxi et al. (2020). “**Multi-scale positive sample refinement for few-shot object detection**”. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer, pp. 456–472.
-  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.
-  Xiao, Yang and Renaud Marlet (2020). “**Few-shot object detection and viewpoint estimation for objects in the wild**”. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer, pp. 192–210.
-  Xiao, Zixuan et al. (2021). “**Few-Shot Object Detection With Self-Adaptive Attention Network for Remote Sensing Images**”. In: *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14, pp. 4854–4865.
-  Xu, Honghui et al. (2021). “**Few-Shot Object Detection via Sample Processing**”. In: *IEEE Access* 9, pp. 29207–29221.

-  Xu, Yang et al. (2021). **SIMPL: Generating Synthetic Overhead Imagery to Address Zero-shot and Few-Shot Detection Problems.** DOI: 10.48550/ARXIV.2106.15681. URL: <https://arxiv.org/abs/2106.15681>.
-  Yan, Xiaopeng et al. (2019a). “**Meta r-cnn: Towards general solver for instance-level low-shot learning**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 9577–9586.
-  — (2019b). “**Meta r-cnn: Towards general solver for instance-level low-shot learning**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 9577–9586.
-  Yang, Yukuan et al. (2020). “**Restoring negative information in few-shot object detection**”. In: *Advances in neural information processing systems* 33, pp. 3521–3532.
-  Zhang, Gongjie, Kaiwen Cui, et al. (2021). “**PNPDet: Efficient few-shot detection without forgetting via plug-and-play sub-networks**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, pp. 3823–3832.
-  Zhang, Gongjie, Zhipeng Luo, et al. (2022). “**Meta-DETR: Image-Level Few-Shot Detection with Inter-Class Correlation Exploitation**”. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. DOI: 10.1109/TPAMI.2022.3195735.
-  Zhang, Weilin and Yu-Xiong Wang (2021). “**Hallucination improves few-shot object detection**”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 13008–13017.