

Contrat doctoral – ED Galilée

Le 10/05/2025

Titre du sujet : Quantification et atténuation du décalage de domaine en détection d'objets inter-domaines en régime few-shot.

- Unité de recherche : L2TI
- Discipline : Traitement du Signal et des Images
- Direction de thèse : Anissa MOKRAOUI (Directrice de thèse), Fangchen FENG (Co-encadrant)
- Contact : anissa.mokraoui@univ-paris13.fr
- Domaine de recherche : Intelligence Artificielle, Vision par ordinateur, Apprentissage automatique (Machine Learning)
- Mots clés : Détection d'objets few-shot, adaptation de domaine (domain adaptation), décalage de distribution (domain shift), apprentissage de représentations, apprentissage profond (deep learning).

1. Contexte et Motivation

La détection d'objets en régime few-shot (Few-Shot Object Detection - FSOD) est devenue un domaine de recherche critique pour réduire la dépendance massive aux données des modèles d'apprentissage profond modernes. Le paradigme standard du FSOD repose sur une approche en deux étapes : l'entraînement initial d'un modèle sur un vaste ensemble de données constitué de classes "de base" (source), suivi de son adaptation à de "nouvelles" classes en n'utilisant qu'une poignée d'exemples annotés (cible).

Cependant, les cadres FSOD existants supposent intrinsèquement que les classes de base et les nouvelles classes partagent la même distribution de données sous-jacente. Dans les déploiements du monde réel, les nouvelles classes appartiennent souvent à un domaine entièrement différent. Ce décalage de domaine (domain shift) peut être subtil (par exemple, des images aériennes prises à différentes altitudes ou dans des lieux géographiques distincts) ou sévère (par exemple, le transfert de connaissances d'images RVB prises au niveau du sol vers des images aériennes). En raison de la variabilité de ce décalage de distribution, les méthodes standard d'adaptation few-shot échouent souvent de manière catastrophique. Pour atteindre une véritable généralisation, les modèles doivent non seulement s'adapter à de nouvelles classes, mais aussi combler simultanément l'écart distributionnel entre le domaine source et le domaine cible.

2. Objectifs Scientifiques

Cette thèse vise à comprendre et à résoudre systématiquement le problème du FSOD inter-domaines (cross-domain) grâce à un cadre unifié d'estimation, d'analyse et d'adaptation guidée. La recherche s'articule autour de trois objectifs principaux :

- Objectif 1 : Quantification mathématique du décalage de domaine (Domain Shift). Le premier objectif est de développer des métriques robustes basées sur les représentations pour quantifier avec précision l'écart distributionnel entre le domaine d'entraînement de base et le domaine cible few-shot. Le (la) candidat(e) explorera les distances statistiques (par ex. la distance de Wasserstein, le Maximum Mean Discrepancy) et l'analyse spatiale des embeddings (plongements) pour mesurer des variations allant de changements environnementaux mineurs à des variations majeures inter-capteurs.

- **Objectif 2** : Analyse de corrélation entre le décalage de domaine et les performances du modèle. La deuxième phase implique une étude empirique et théorique de l'impact du décalage de domaine mesuré sur les performances de détection. Le (la) candidat(e) établira un cadre de corrélation prédictive pour répondre à une question critique : À quel seuil de décalage de domaine les techniques standard de réajustement des poids ou d'ajustement fin (fine-tuning) few-shot s'effondrent-elles ? Cette analyse servira de base diagnostique pour la phase d'adaptation.
- **Objectif 3** : Techniques d'adaptation guidées par le décalage. En s'appuyant sur les estimations développées dans l'Objectif 1, la phase finale se concentrera sur le développement d'algorithmes d'adaptation dynamiques. Au lieu d'appliquer une approche de fine-tuning universelle, le système utilisera la quantification du décalage de domaine pour guider le processus d'adaptation. Les techniques explorées incluront :
 - La sélection/Pondération du domaine source : Pondération dynamique de l'influence de classes de base ou de domaines sources spécifiques qui sont mathématiquement les plus proches du domaine cible.
 - L'alignement adaptatif des caractéristiques : Modulation de l'intensité des couches d'alignement des caractéristiques (feature alignment) en fonction de l'ampleur du décalage mesuré afin d'éviter un transfert négatif.

3. Résultats Attendus

- Une nouvelle suite de métriques spécifiquement conçues pour mesurer le décalage de domaine dans le contexte des propositions de boîtes englobantes et de caractéristiques pour la détection d'objets.
- Une étude empirique complète cartographiant les points de rupture des architectures FSOD actuelles sous différents degrés de décalage de domaine.
- Un framework FSOD de pointe, conscient du décalage (shift-aware), capable de moduler intelligemment sa stratégie d'adaptation en fonction de la distance quantifiée entre les domaines de base et les nouveaux domaines.

Références Principales

- Wang, X. et al. (2020). Frustratingly Simple Few-Shot Object Detection. ICML.
- Kang, B. et al. (2019). Few-shot Object Detection via Feature Reweighting. ICCV.
- Chen, Y. et al. (2018). Domain Adaptive Faster R-CNN for Object Detection in the Wild. CVPR.
- Saito, K. et al. (2019). Strong-Weak Distribution Alignment for Adaptive Object Detection. CVPR.