

Dérivée une base de données d'images en une nouvelle version plus cohérente et équilibrée pour de l'apprentissage profond

Cyril Barrelet¹, Marc Chaumont^{1,3}, Gérard Subsol¹, Vincent Creuze¹, Marc Gouttefarde²

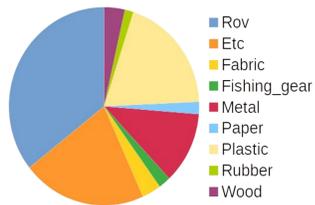
¹Equipe ICAR, LIRMM, CNRS, Univ Montpellier, France

²Equipe DEXTER, LIRMM, CNRS, Univ Montpellier, France

³Univ Nîmes, France

I. Introduction

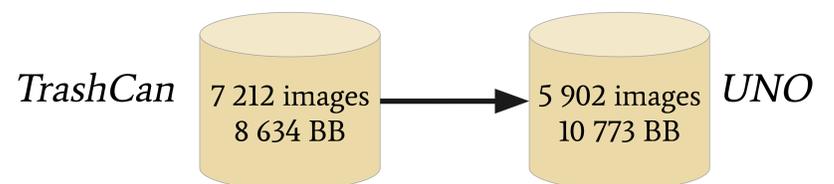
- Peu de bases de données annotées d'images sous-marines
- TrashCan¹ – 7 212 images provenant de 312 vidéos avec 16 classes et 8 634 boîtes englobantes BB, mais :
 - Images proches car consécutives dans les vidéos
 - Classes non équilibrées
 - BB de mauvaise qualité (mal ajustées ou manquantes)
 - Métadonnées incrustées sur les images



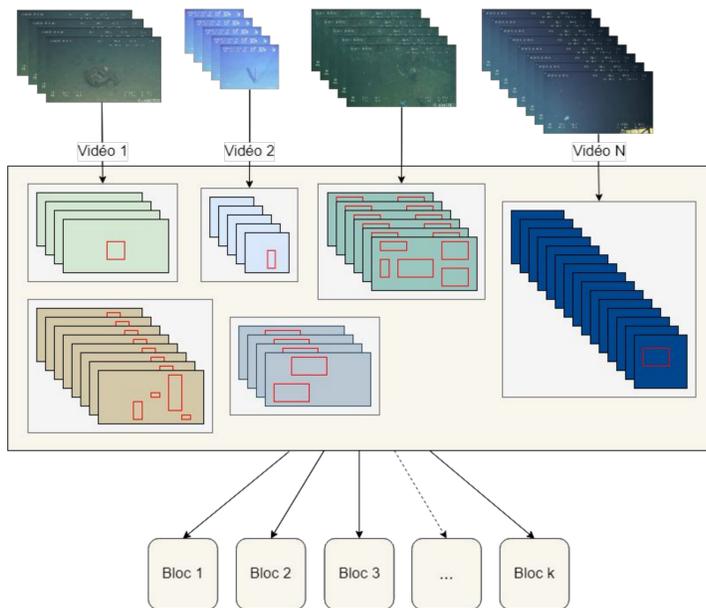
¹ <https://conservancy.umn.edu/handle/11299/214865>

II. Construction d'une base équilibrée : UNO

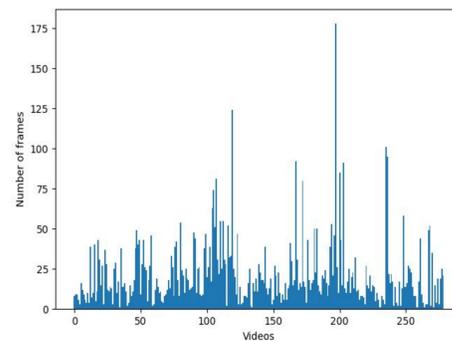
- Regroupement des classes en une seule classe "Non natural"
- Suppression automatique des métadonnées
- Relocalisation et ajout de BB
- Suppression des images non significatives



III. Comment répartir en k-blocs équilibrés ?



IV. Un problème de bin packing



Répartition de N vidéos en k blocs tel que $(1 - \alpha)\sigma_F + \alpha\sigma_{BB}$ soit minimal.

$$f^* = \arg \min_{f \in \{1..k\}^N} ((1 - \alpha)\sigma_F + \alpha\sigma_{BB})$$

σ_F : écart type du nombre d'images
 σ_{BB} : écart-type du nombre de BB

	Blocs					Moyenne	Ecart-type
	1	2	3	4	5		
Images	1 180	1 182	1 185	1 179	1 176	1 189,2	3,00
BB	2 159	2 137	2 152	2 163	2 162	2 154,6	9,60

V. Résultats et expérimentations

Réseau et hyper-paramètres

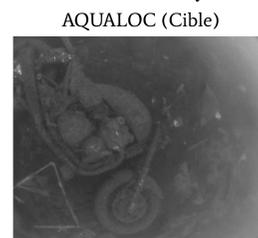
- YOLOv5m pré-entraîné
- Optimiseur SGD
- Planificateur OneCycle
- Taille du batch : 28

Augmentations

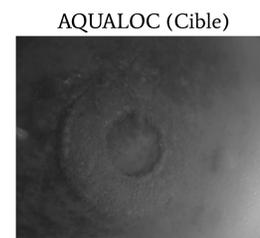
Transformations de couleur, rotations, translations, mise à l'échelle, flips horizontaux et verticaux, mosaïc, et mixup

Test sur des données différentes : AQUALOC

Forme des objets



Encrassement marin



TrashCan (Source)



Entraînement	Evaluation	Répartition	F1-score	mAP@.50
TrashCan	TrashCan	Aléatoire	79,7	80,8
TrashCan	TrashCan	K-blocs	58,4 ± 4,2	56,6 ± 6,3 ↓
UNO	UNO	K-blocs	67,3 ± 1,5	68,8 ± 1,2 ↑

Entraînement	Evaluation	Répartition	F1-score	mAP@.50
TrashCan	AQUALOC	k-blocs	55,7 ± 1,6	52,5 ± 1,9 ↓
UNO	AQUALOC	k-blocs	55,6 ± 4,5	55,2 ± 4,7 ↑

VI. Conclusion

- Nouvelle base de données d'images sous-marines d'objets non-naturels
- Méthode pour obtenir des k-blocs équilibrés
- Evaluation équitable de TrashCan et UNO à l'aide de YOLOv5m

- Evaluation en conditions réelles

Cette recherche a été financée par le programme de recherche et d'innovation Horizon 2020 de l'Union européenne, dans le cadre de la convention de subvention n° 101000832 (projet Maelstrom).