



Ifremer

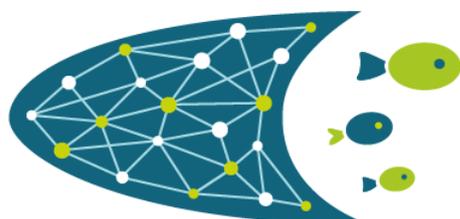


IRISA

MARPORT



COMITÉ DÉPARTEMENTAL
DES PÊCHES MARITIMES
ET DES ÉLEVAGES MARINS
du Morbihan



GAME OF TRAWLS

Giving Artificial Monitoring intelligence to Fishing TRAWLS

Donner de l'intelligence artificielle aux chaluts

Janvier 2019- juin 2022

Projet financé par :



Table des matières

| | |
|--|----|
| Introduction..... | 3 |
| Game Of Trawls | 6 |
| La vision : | 7 |
| L'intelligence : | 10 |
| Entrainement et définition des métriques d'évaluation des détecteurs : | 10 |
| Annotation des données | 12 |
| Résultats des détecteurs : | 13 |
| Tracking et comptage : | 16 |
| La voix et l'ouïe:..... | 17 |
| Les muscles :..... | 17 |
| Dimensionnement | 17 |
| Marinisation | 18 |
| Eclairage artificielle : | 18 |
| Prototypes | 21 |
| Chalut de fond : | 21 |
| Chalut pélagique..... | 23 |
| Interface utilisateur | 24 |
| Conclusion | 25 |

Introduction

Les métiers du chalutage font face à une pression sociétale croissante, à la fois pour leurs captures d'espèces non ciblées, mais aussi pour leurs impacts sur les fonds marins dans le cas du chalutage de fond. De plus, la mise en œuvre de l'Obligation de Débarquement depuis 2019 ajoute une pression supplémentaire sur les pêcheurs professionnels pour réduire leurs captures d'espèces non ciblées. Le développement de nouveaux engins de pêche plus sélectifs et moins impactants sur les écosystèmes est actuellement un sujet majeur sur lequel l'Ifremer et plusieurs instituts étrangers travaillent.

Les techniques de chalutage de fond et pélagique consistent à remorquer un chalut derrière un navire pendant plusieurs heures. À ce jour, aucun navire de pêche ne dispose de système permettant de connaître précisément et en temps réel la composition précise de sa capture. Le chalutage pourrait donc s'apparenter à un prélèvement quasi-aléatoire et à l'aveugle de poissons dans le milieu marin. La problématique des captures non ciblées peut s'expliquer par plusieurs facteurs. En premier lieu, la réglementation impose des quotas pour un certain nombre d'espèces, ce qui impose aux pêcheurs de pêcher des quantités précises pour chaque espèce, ceci afin de garantir une exploitation durable de ces espèces. Aux quotas s'ajoutent des tailles minimales de captures autorisées pour chaque espèce, visant à maintenir une biomasse reproductive suffisante. Les espèces pêchées n'étant pas réparties sur les zones de pêche dans les proportions autorisées par les quotas ni selon leurs tailles, les techniques de pêche au chalut génèrent des rejets en mer.

En 2019 (source SIH IFREMER), 6911 navires de pêche exerçaient en métropole et en Outre-Mer. Parmi ces navires, 1421 pratiquaient à titre exclusif ou occasionnel le chalutage de fond ou pélagique, soit près de 20%. Les façades Mer du Nord, Manche et Atlantique concentrent le plus grand nombre de chalutiers : 1354 sur 4433 navires de pêche, soit environ 30% des navires de pêche et 95% des chalutiers français (Figure 1). Le chalut pélagique représente environ 20% des captures totales, et 29% pour le chalut de fond (Figure 2). Cumulés, les métiers de chalutage représentent donc près de 50% des captures totales. En valeur commerciale, le chalutage ne représente que 44% de la valeur globale (Figure 3), ce qui montre que cette technique valorise moins bien ses captures par rapport aux autres techniques de pêche. Une amélioration des techniques de chalutage pourrait donc permettre une meilleure valorisation économique des captures.

POURCENTAGE DE NAVIRES UTILISANT CES PRINCIPAUX ENGINS DE PECHE

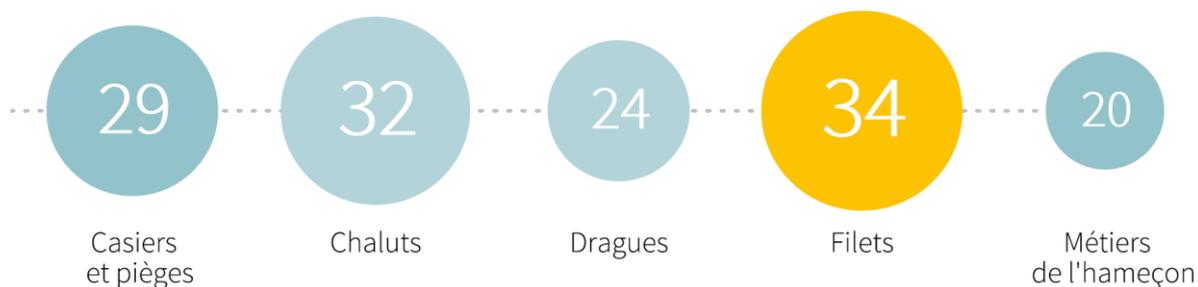


Figure 1 : Répartition des types d'engins utilisés sur les navires de pêche.

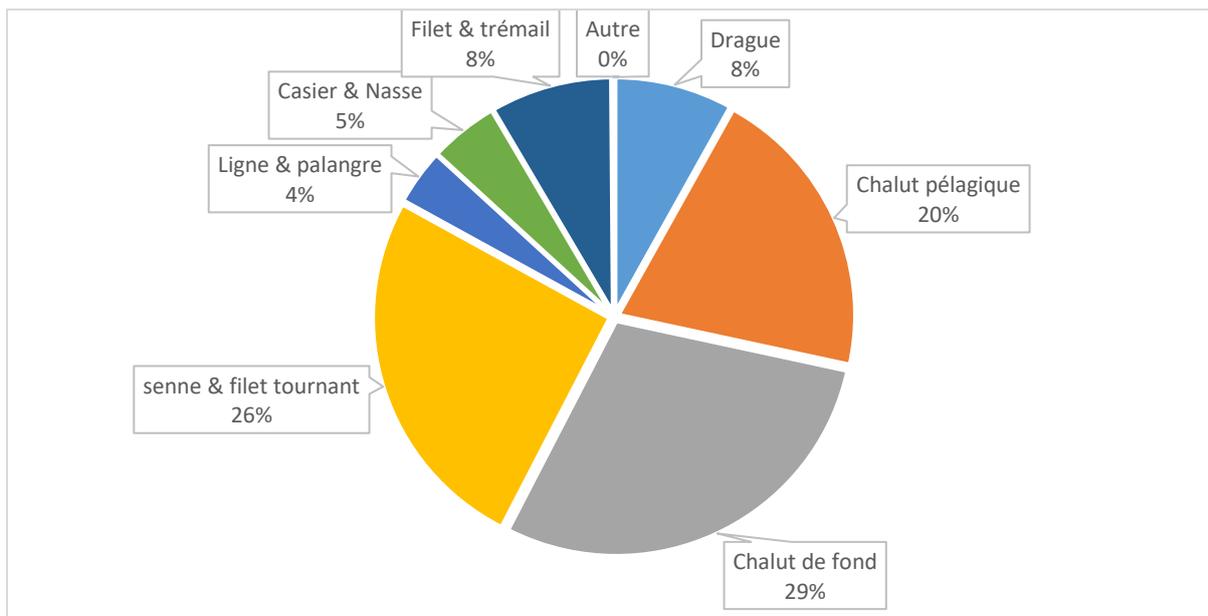


Figure 2 : Proportion des captures en fonction de la catégorie de l'engin de pêche en 2019.

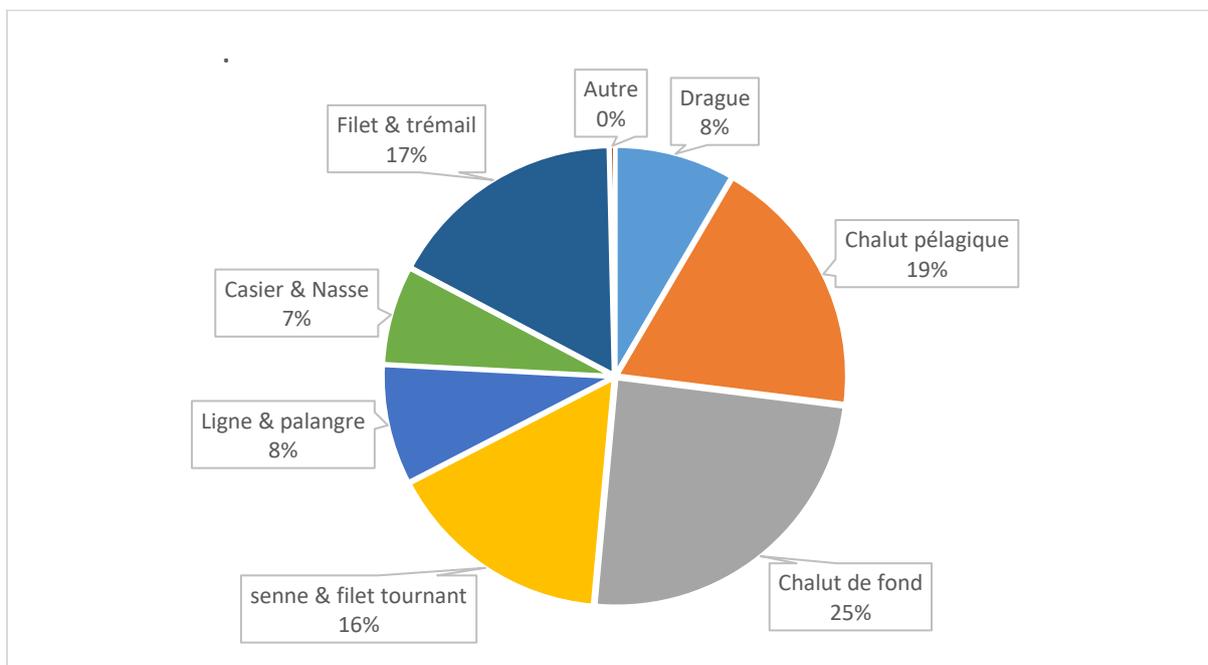


Figure 3 : Proportion des valeurs en fonction de la catégorie de l'engin de pêche en 2019.

Les rapports Ifremer du programme Obsmer (DOI : 10.13155/79198) mettent en exergue la problématique de la sélectivité sur les métiers du chalutage en général, car les taux de rejets varient selon les métiers. Au chalut pélagique, le taux de rejet peut atteindre 12%, alors que dans certaines pêcheries au chalut de fond, des taux nettement supérieurs sont observés, allant jusqu'à 76%.

Récemment, l'Union Européenne a légiféré sur une obligation de débarquement pour tous les rejets de pêche d'espèces commerciales faisant l'objet d'une gestion par quotas, à l'exception de celles qui présentent une forte capacité de survie au processus de pêche. Par conséquent, de nombreuses études récentes ont concentré leurs efforts sur l'estimation des taux de survie des espèces

commerciales de poissons (Morfin et al., 2017a, Morfin et al., 2017b, Van Der Reijden et al., 2017) et d'invertébrés (Campos et al., 2015, Méhault et al., 2016, Mérillet et al., 2018).

Ces rejets sont le fruit d'un manque d'information en temps réel sur la composition précise de la capture, poussant les pêcheurs à remorquer leur engin de pêche pendant plusieurs heures sans capturer les espèces réellement ciblées. Ces captures non ciblées sont également le fruit de la faible sélectivité des chaluts, souvent incapables de faire le tri entre les espèces—ou tailles—ciblées ou non.

Ces dernières années plusieurs projets ont été menés conjointement avec les professionnels pour diminuer la fraction de captures rejetées. Jusqu'ici, les dispositifs sélectifs testés comme des maillages plus grands et/ou des formes de mailles différentes (carrées, T90...) ont toujours été des dispositifs passifs, c'est-à-dire que l'échappement des espèces non désirées au travers de ces dispositifs était un processus dépendant de la volonté des poissons à s'échapper à travers les mailles.

Chaque pêcheur ayant ses propres critères de tri, il est compliqué d'aboutir à des dispositifs sélectifs qui soient satisfaisants pour tout le monde, mais l'utilisation de chaluts intelligents contrôlés par de l'intelligence artificielle et par le pêcheur pourrait aboutir à une solution unifiante. Cependant, malgré l'essor du *deep-learning* dans de nombreux domaines, il n'existe à ce jour aucun système en milieu marin couplant activement détection et contrôle de l'engin de pêche en temps réel en fonction des espèces entrant dans le chalut. L'innovation principale de ce projet réside donc dans le fait de passer d'une sélectivité passive à une sélectivité active, par le développement d'actionneurs couplés à de l'intelligence artificielle favorisant l'échappement des espèces non désirées.

Ce rapport est une synthèse qui retrace les différentes étapes du projet, de la genèse de l'idée en passant par les différentes étapes de conception, les résultats obtenus et enfin les chaluts prototypes qui ont été réalisés à échelles réduites pour validation dans le bassin d'essai de Lorient. Ce rapport fera référence à des documents annexes qui permettront à ceux qui le souhaitent de trouver plus de détails sur chaque section. Un site internet est également accessible librement pour plus d'informations <https://gameoftrawls.ifremer.fr/>.

Game Of Trawls

L'objectif du projet GAME OF TRAWLS est d'utiliser l'intelligence artificielle afin d'aider les pêcheurs professionnels à améliorer leurs pratiques de réduction des impacts et de sélectivité active. Le fil conducteur du projet était de rendre les chaluts plus intelligents et plus interactifs.

Deux approches ont été retenues, une première pour le chalut pélagique et une seconde pour le chalut de fond. La première consiste à continuer de tout pêcher à l'entrée du chalut et de faire le tri dans la partie avale où les poissons sont canalisés dans un cylindre relativement étroit, la rallonge (Figure 4). Cette approche a l'avantage de permettre de travailler dans un milieu semi-contrôlé, puisque les poissons seront toujours vus sous le même angle par la caméra.

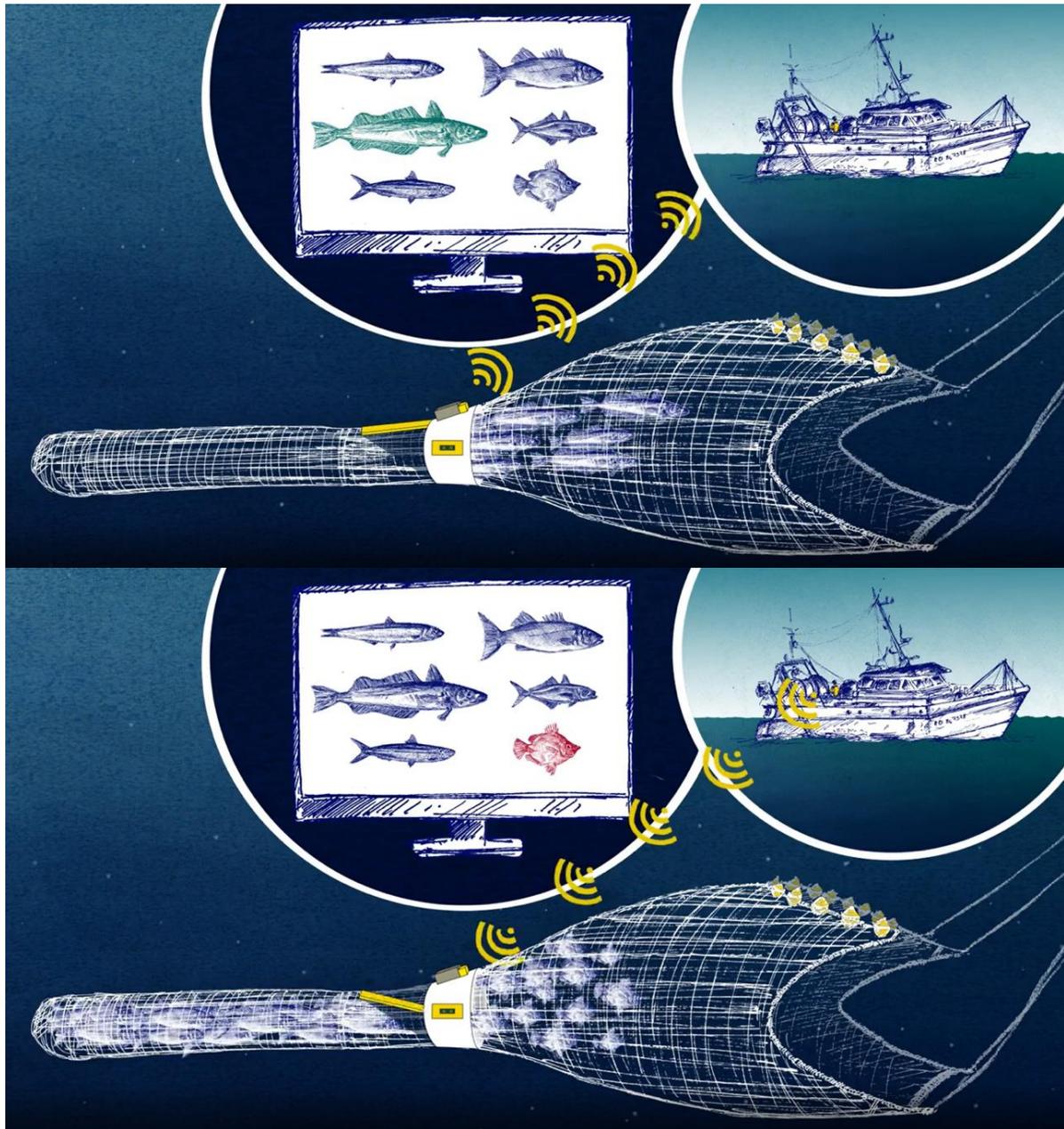


Figure 4: Principe de fonctionnement du tri en aval sur un chalut pélagique intelligent. L'intelligence artificielle avertit le pêcheur de la présence d'espèces ciblées dans le chalut pélagique, le pêcheur garde le banc dans le chalut.

Dans le cas du chalut de fond en revanche, les sédiments remis en suspension augmentent le niveau de turbidité, complexifiant l'analyse d'image voire la rendant impossible. La seconde approche

consiste donc à ne laisser entrer dans le chalut que les espèces ciblées en faisant le tri en amont (Figure 5). Cette approche à l'avantage de placer la caméra en amont du chalut, où il n'y a pas de sédiments remis en suspension. Toutefois, l'ouverture verticale et l'ouverture horizontale des chaluts étant importantes, le champ de vision ainsi que la distance entre la caméra et les poissons ne peut pas être systématiquement contrôlée, ce qui rend aussi l'analyse des images plus complexe, voire impossible.

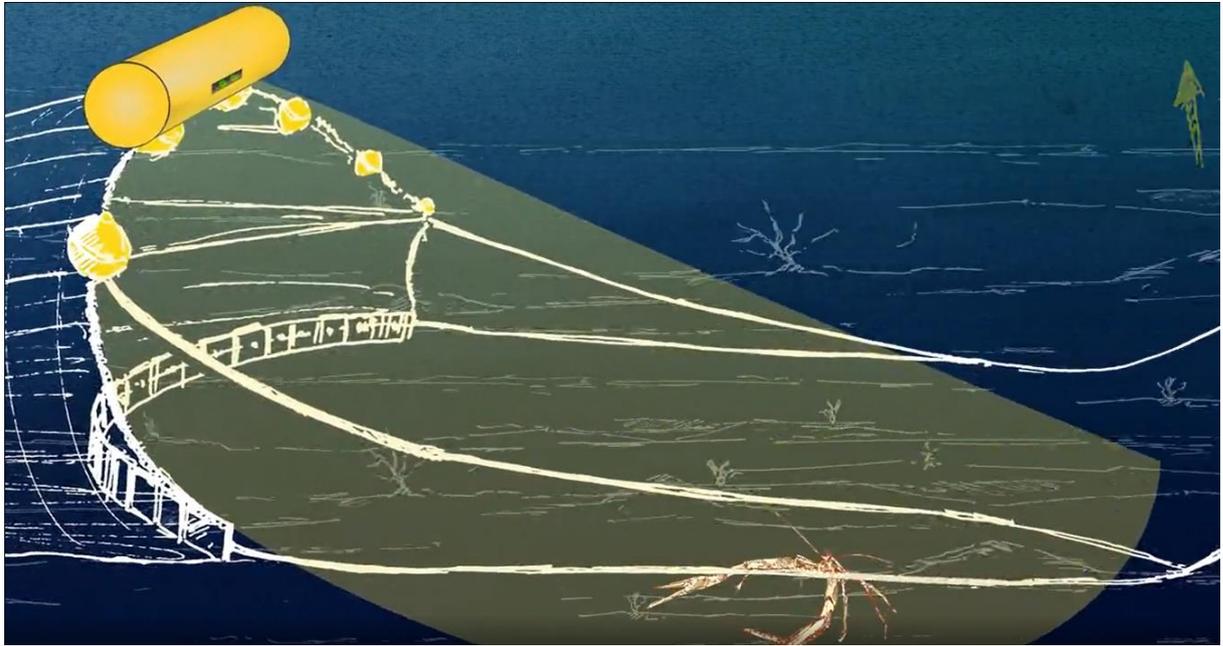


Figure 5 : Principe de fonctionnement du tri en amont sur le chalut de fond, avec l'intelligence artificielle qui détecte les espèces en amont et pilote le chalut pour capturer uniquement les espèces ciblées.

Dans un premier temps, nous avons réalisé une revue de toutes les qualités requises au chalut pour y parvenir, détaillées ci-dessous.

La vision :

La première étape était d'ajouter une faculté visuelle au chalut. Au cours du projet, plusieurs caméras ont été testées dont une caméra stéréoscopique (Figure 6) pour évaluer leurs avantages et inconvénients : qualité d'image, sensibilité du capteur, possibilité de faire des mesures de tailles, possibilité de voir en milieu turbide, coût de la caméra, encombrement, etc...

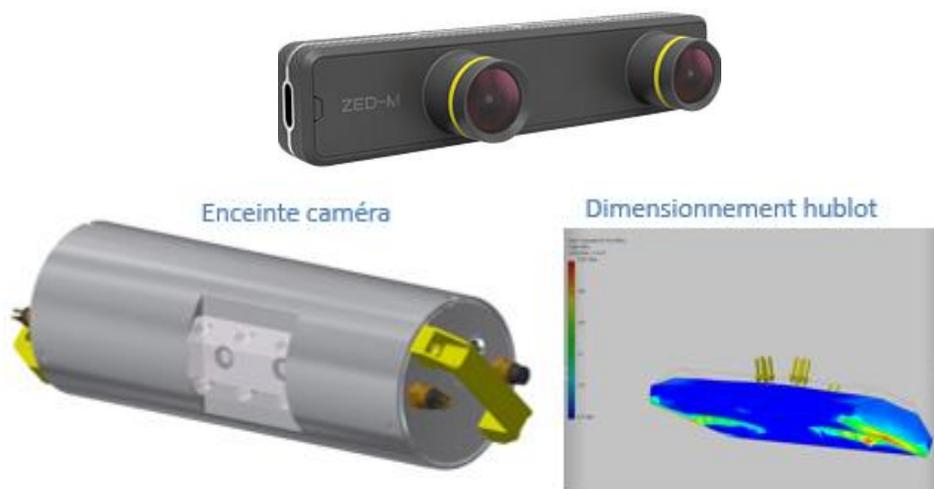


Figure 6 : Caméra stéréoscopique ZED-Mini, enceinte étanche et simulation pour le dimensionnement du hublot.

Les chaluts sont remorqués à une vitesse de 3 à 4 nœuds. Pour obtenir des images nettes, sans flou de mouvement, il est primordial de fixer un temps d'exposition très court. Il faut toutefois avoir des images suffisamment lumineuses pour détecter les poissons sur les images. Il faut donc trouver un compromis entre la puissance de l'éclairage artificiel, le gain du capteur et le temps d'exposition et d'ouverture du diaphragme des caméras utilisées. Dans notre cas, nous avons fixé le temps d'exposition à 1/500 sec, avec une ouverture maximale (automatique) et le gain qui s'ajuste également de manière automatique.

Les méthodes de *deep-learning* nécessitent des volumes de données importants. L'entraînement des réseaux de neurones profonds passe par une phase d'apprentissage. Cette phase requiert des bases de données d'images contenant des milliers d'exemples des objets à détecter et représente un temps agent important. De manière pragmatique, et pour éviter de disperser les efforts, nous avons donc fait le choix de deux cas d'étude, le premier sur le chalut pélagique ciblant les sardines, le second sur le chalut de fond ciblant la langoustine. Ces cas d'étude avaient pour objectif de démontrer la faisabilité technique de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans les chaluts.

Dans le cas du chalut pélagique, la caméra est installée dans le gorget ou dans la rallonge (Figure 4). Ce choix a été motivé par les dimensions trop importantes de l'entrée des chaluts pélagiques au regard du champ de vision des caméras optiques. En effet l'entrée d'un chalut pélagique peut varier de quelques dizaines de mètres à une centaine de mètres de largeur selon les navires. La hauteur d'ouverture de plusieurs mètres est également plus importante que la profondeur de champ des caméras optiques (< 3 mètres) dans nos eaux métropolitaines souvent turbides.

La collecte des images de poissons dans les chaluts pélagiques s'est faite en collaboration avec des navires professionnels (ANNYTIA, MARISIS). Différentes configurations ont été testées, notamment avec bâche blanche (Figure 7) ou sans bâche blanche (Figure 8) dans le chalut. L'objectif de l'ajout de la bâche blanche était d'évaluer l'amélioration (ou non) de la qualité des images acquises sur un fond uniforme et les performances des réseaux de neurones pour la détection et la classification des espèces.



Figure 7 : Exemple d'image enregistrée dans un chalut pélagique avec bâche, espèce présente : Chinchards

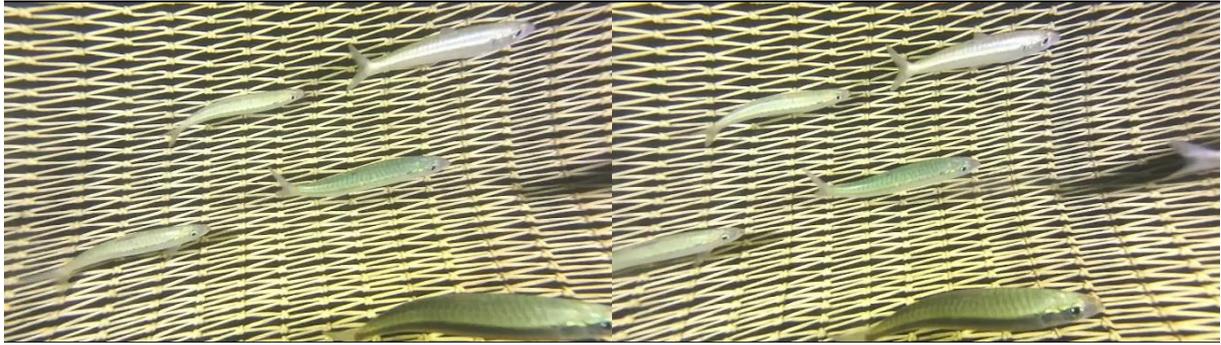


Figure 8 : Exemple d'images enregistrées en stéréo dans un chalut pélagique sans bâche, espèce présente : Sardines

Dans le cas du chalut de fond, le cas d'étude choisie est la langoustine. La caméra est placée en amont du chalut, sur la corde de dos, et regard devant le chalut (Figure 5). Les chaluts à langoustines ont une ouverture verticale d'environ 1 m. Cette configuration de prise de vue correspond exactement à celle de la campagne LANGOLF-TV pour l'évaluation du stock de langoustines. Cette campagne utilise un traineau remorqué derrière un navire à une vitesse de 1 nœud. Le traineau est équipé d'une caméra HD. Pour réduire le temps passé en mer, nous avons donc récupéré les images issues des campagnes LANGOLF afin de les utiliser comme données d'entrée pour l'entraînement du modèle « langoustines » (Figures 9 et 10).



Figure 9 : Exemple d'image enregistrée lors de la campagne LANGOLF-TV, espèce présente : Langoustine



Figure 10 : Exemple d'image enregistrée lors de la campagne LANGOLF-TV, espèce présente : Cardine, Grondin, Poulpe, Crinoïdes, Ophiure

L'ajout de caméra dans un chalut implique également l'ajout de lumière artificielle. La lumière artificielle peut modifier le comportement des espèces rencontrées. Nous avons donc étudié les réponses comportementales de plusieurs espèces face à la lumière, dont les résultats sont présentés dans une section spécifique du rapport.

L'intelligence :

Une fois le chalut doté de capacités visuelles, il fallait lui donner la capacité d'interpréter les images. Pour y parvenir nous avons équipé le système d'un microordinateur, assimilable à un cerveau humain. Il s'agit plus précisément d'une carte GPU embarquée (NVIDIA Jetson AGX Xavier, Figure 11) capable de supporter une intelligence artificielle basée sur des réseaux de neurones profonds.



Figure 11 : Carte NVIDIA Jetson avec GPU embarquée.

Entraînement et définition des métriques d'évaluation des détecteurs :

L'entraînement des réseaux de neurones a été réalisé sur les jeux de données annotés. Les données ont été séparées en deux jeux de données distincts : jeu de données « Chalut de fond » et « Chalut pélagique ». Pour chaque entraînement de réseaux de neurones, le jeu de données d'images annotées était découpé de la manière suivante :

- 1 lot d'images annotées pour l'entraînement : pour permettre au réseau de paramétrer les poids pour aboutir à la bonne détection et classification des objets.
- 1 lot d'images annotées pour la validation : pour valider que le paramétrage des poids permet de bien détecter et classifier les espèces.
- 1 lot d'images pour l'évaluation : pour tester le réseau de neurone entraîné puis validé et connaître ses performances sur un nouveau lot d'images annotées qui n'ont jamais été vues par le réseau lors des phases d'entraînement et de validation.

Les paramètres principaux sont :

- TP : Vrai positif (*True Positive*). Prédiction correcte par le modèle de la présence d'un poisson.
- FP : Faux positif (*False Positive*). Prédiction erronée par le modèle de la présence d'un poisson.
- FN : Faux négatif (*False Negative*). Prédiction erronée par le modèle de l'absence d'un poisson.

L'exactitude d'un modèle de détection d'objets repose sur la qualité des données d'entraînement et de leur quantité, de l'imagerie en entrée, des paramètres de modèle et du seuil d'exactitude requis.

Pour déterminer si un résultat prédit est un vrai positif ou un faux positif, le ratio d'intersection sur union (IoU) est utilisé comme seuil. La surface de la superposition (intersection) entre la zone de délimitation autour d'un objet prédit et la zone de délimitation autour des données de référence de terrain. Par exemple, pour un seuil d'IoU de 0.5, il faut que l'intersection entre la détection faite par le modèle et la vérité terrain soit plus grande que 50% de la surface de l'union de ces deux rectangles (Figure 12).

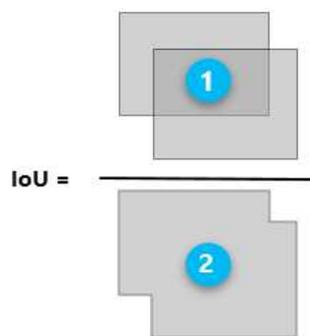


Figure 12: Principe de l'IoU, Intersection of Union

Precision : $\frac{TP}{TP+FP}$: correspond au taux de prédictions correctes parmi les prédictions positives ;

Recall : $\frac{TP}{TP+FN}$: correspond au taux d'individus positifs détectés par le modèle ;

MAP : mean average precision : La moyenne de la précision moyenne est une moyenne des précisions moyennes sur plusieurs seuils d'IoU. Par exemple, mAP@[0.5:0.05:0.95] correspond à la précision moyenne des valeurs de ratio d'IoU comprises entre 0,5 et 0,95, par incrément de 0,05, moyennées sur toutes les classes.

F1score : Le F1-score évalue la capacité d'un modèle de classification à prédire efficacement les individus positifs, en faisant un compromis entre la précision et le recall.

Annotation des données

Deux logiciels ont été utilisés au cours du projet pour annoter les images, VIAME (Figure 13) et Labelix (version modifiée de LabelImg qui est Open Source). Ces deux outils permettent de charger des jeux d'images puis de les annoter soit en dessinant des boîtes englobantes soit des polygones puis d'y attribuer un label correspondant au nom de l'espèce et un identifiant unique (nombre) permettant de suivre les individus d'une image à l'autre.

Cette étape est très chronophage et fastidieuse mais indispensable pour l'entraînement d'intelligences artificielles. Pour ces tâches, certains projets ont recours à des entreprises spécialisées dans les annotations de jeux de données localisées dans des pays en développement, cependant, par soucis d'éthique, nous avons préféré garder cette tâche au laboratoire d'Ifremer Lorient et recourir à de l'emploi local.

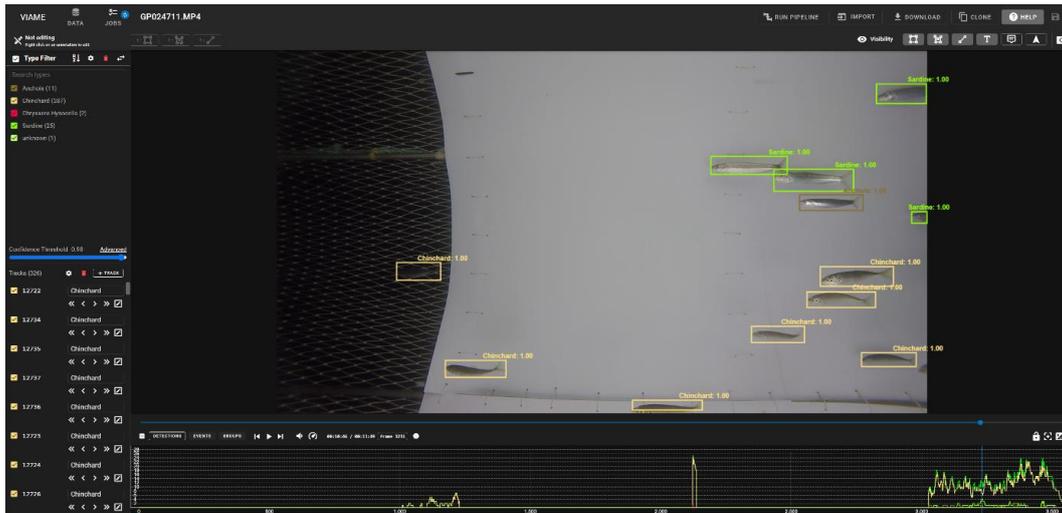


Figure 13 : Logiciel d'annotations VIAME, avec en fond la bâche blanche testées afin d'améliorer la qualité des images collectées dans le chalut pélagique.

Idéalement pour l'apprentissage de réseau de neurones profonds, il faut un nombre d'annotations équilibré entre les classes. Dans le milieu naturel, la distribution et l'abondance hétérogènes des espèces marines se ressentent sur les jeux de données d'annotations (Tableaux 1 et 2) et ont des conséquences directes par la suite sur les stratégies d'augmentation de données lors de la phase d'apprentissage.

Tableau 1 : Nombre d'annotations par classe dans le jeu de données « chalut de fond »

| Lot | Images | Objets | Nephrops | Munida | Poissons plats | Terriers |
|--------------|--------|--------|----------|--------|----------------|----------|
| Entrainement | 5544 | 8993 | 1990 | 2398 | 449 | 4156 |
| Validation | 1385 | 2308 | 529 | 586 | 133 | 1060 |
| Evaluation | 2249 | 4714 | 1607 | 253 | 93 | 2761 |

Tableau 2 : Nombre d'annotations par classe dans le jeu de données « chalut pélagique »

| Lot | Images | Objets | Maquereaux | Sardines | Anchois | Chinchards |
|--------------|--------|--------|------------|----------|---------|------------|
| Entrainement | 172 | 6277 | 183 | 1998 | 533 | 2256 |
| Validation | 34 | 1746 | 25 | 780 | 177 | 359 |
| Evaluation | 34 | 1807 | 27 | 832 | 187 | 313 |

Résultats des détecteurs :

Différents détecteurs ont été entraînés et évalués (YOLOV3 et V4, f-RCNN, efficientDet, etc.). L'évaluation des résultats des réseaux de neurones se fait par l'intermédiaire des métriques standardisées définies précédemment. Cette section illustre les résultats obtenus avec les jeux de données annotés arrêtés après 24 mois sur les 42 mois de projet. Les jeux de données ont été améliorés depuis et donc les performances absolues finales également. Cette section vise davantage à comparer les différentes performances de détections et également performances temporelles des détecteurs disponibles afin de faire le meilleur choix pour le détecteur qui sera implémenté dans le système embarqué sur les chaluts.

La tableau 3 ci-dessous récapitule les performances en détection des différents détecteurs sur le jeu de données « Chalut de fond ». Du point de vue purement performance, YoloV4 sort du lot avec un mAP (moyenne de la précision de détection sur différent seuil de confiance) de 67%.

Tableau 3 : Résultats des différents détecteurs entraînés sur les données « chalut de fond », sur 4 classes : Nephrops_norvegicus, Munida, Poisson plat et terrier.

| Détecteur | TP | FP | FN | R | P | F1score | mAP0.5 |
|---------------------|-------------|------------|-------------|------------|-------------|-------------|--------------|
| SSD(vgg16) | 3157 | 355 | 2430 | 0.56 | 0.89 | 0.69 | 62.45 |
| Faster R-CNN(vgg16) | 3868 | 1436 | 1719 | 0.69 | 0.72 | 0.71 | 64.04 |
| YOLOV3 | 2148 | 291 | 3439 | 0.38 | 0.88 | 0.54 | 60.46 |
| YOLOV4 | 3338 | 606 | 2228 | 0.6 | 0.85 | 0.70 | 67.42 |
| EfficientDetD0 | 2740 | 320 | 2847 | 0.49 | 0.63 | 0.63 | 55.69 |
| EfficientDetD1 | 3056 | 399 | 2531 | 0.54 | 0.88 | 0.67 | 60.12 |
| EfficientDetD2 | 3317 | 434 | 2270 | 0.59 | 0.88 | 0.71 | 63.19 |

La Figure 14 permet de mieux comprendre l'évolution du « recall » et donc du taux de détection en fonction de la précision demandée au détecteur.

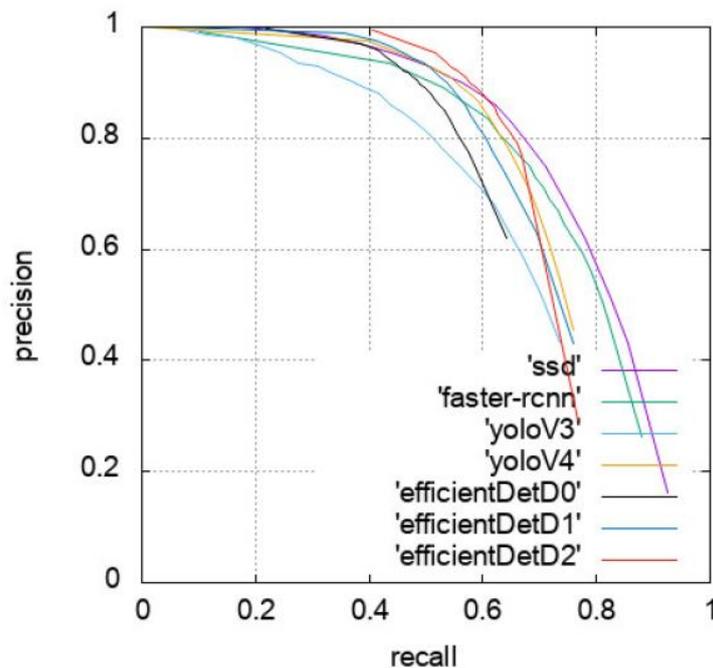


Figure 14 : Courbes rappel / précision des différents détecteurs sur le jeu de données « Chalut de fond »



Figure 15 : Exemple de détections par un réseau entraîné sur le jeu de données « Chalut de fond »

La tableau 4 ci-dessous récapitule les performances en détections des différents détecteurs sur le jeu de données « Chalut pélagique ». Du point de vue purement performance, YoloV4, EfficientDet D1 et D2 sortent du lot avec un mAP (moyenne de la précision de détection sur différent seuil de confiance) proche de 60%. Si on ne tient pas compte des classes maquereau dont l'effectif est insuffisant et les classes "chinchard" et "autre" non commercialisables le mAp passe à 68%.

Tableau 4 : Résultats des différents détecteurs entraînés sur les données « Chalut pélagique », sur 5 classes : Sardine, Maquereau, Anchois, Chinchards, Autres

| Détecteur | TP | FP | FN | R | P | F1score | mAP0.5 |
|---------------------|-------------|------------|------------|-------------|-------------|-------------|--------------|
| SSD(vgg16) | 1061 | 462 | 746 | 0.58 | 0.69 | 0.63 | 50.33 |
| Faster R-CNN(vgg16) | 634 | 157 | 1173 | 0.35 | 0.80 | 0.48 | 39.84 |
| YOLOV3 | 994 | 518 | 813 | 0.55 | 0.65 | 0.59 | 48.79 |
| YOLOV4 | 1339 | 650 | 468 | 0.74 | 0.67 | 0.70 | 63.44 |
| EfficientDetD0 | 1050 | 742 | 757 | 0.58 | 0.58 | 0.58 | 48.47 |
| EfficientDetD1 | 1223 | 747 | 584 | 0.67 | 0.62 | 0.64 | 59.74 |
| EfficientDetD2 | 1261 | 719 | 546 | 0.69 | 0.63 | 0.66 | 61.65 |

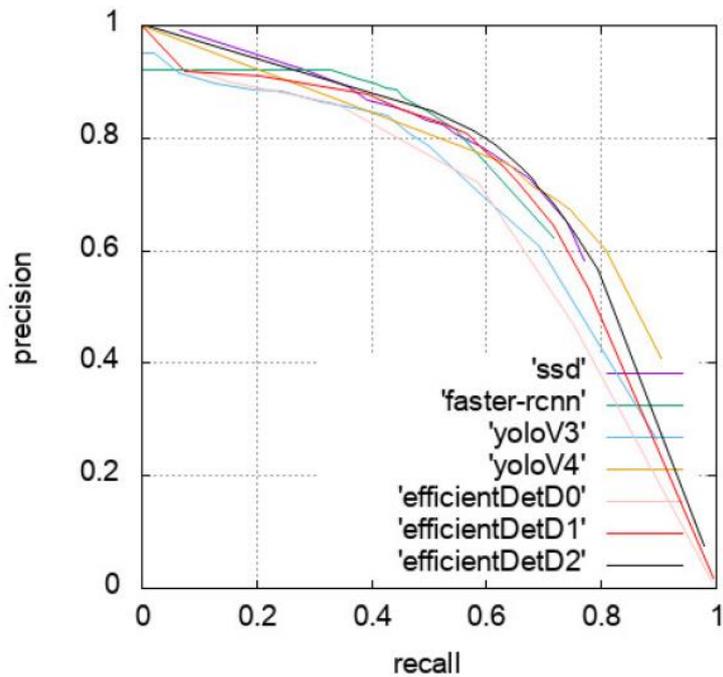


Figure 16 : Courbes rappel / précision des différents détecteurs sur le jeu de données « Chalut pélagique »

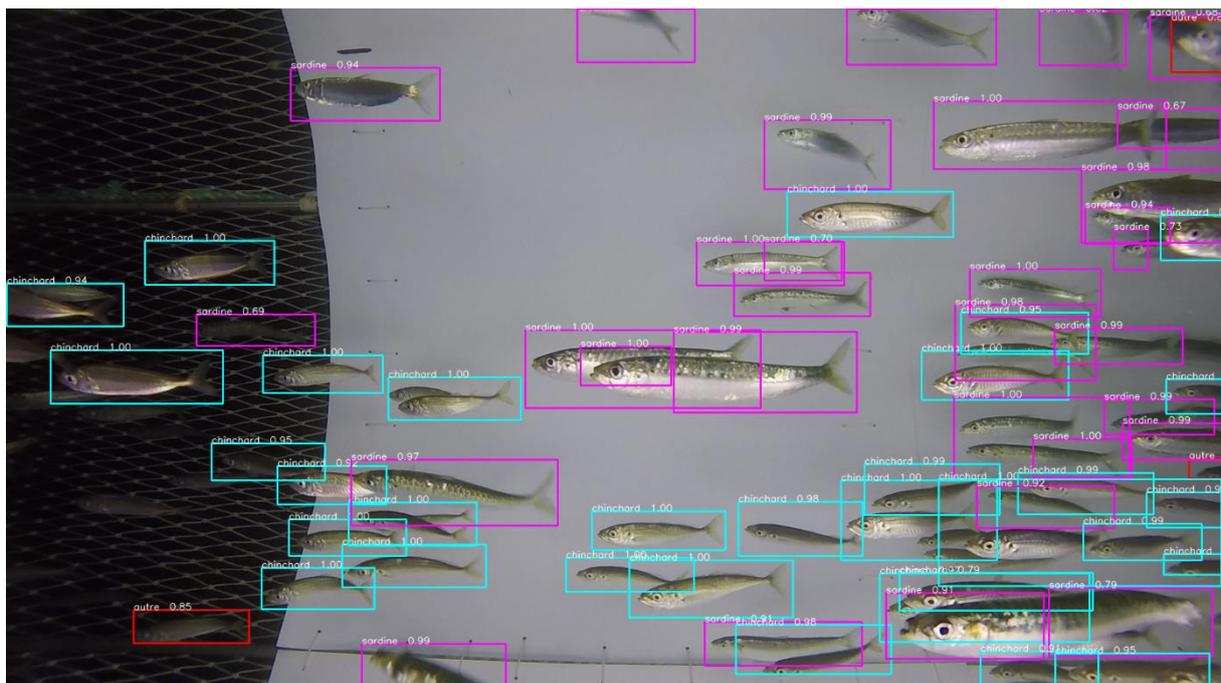


Figure 17 : Exemple de détections par un réseau entraîné sur le jeu de données « Chalut pélagique »

Vidéo des détections disponible ici : <https://gameoftrawls.ifremer.fr/>

Le tableau 5 présente les temps d'inférence des différents détecteurs. Le temps donné est la moyenne sur un lot de 100 images tests 600x600 sur le jeu de données « Chalut de fond ». Les temps affichés sont dépendants du nombre d'objet détectés sur les images. L'architecture matérielle est une carte graphique RTX 2080 ti de Nvidia. Attention, ces mesures sont faites sur des implémentations spécifique au projet et ne sont pas forcément les versions officielles et pas forcément les implémentations les plus rapides. Elles sont données à titre indicatif.

Tableau 5 : Temps moyen pour traiter une image en milliseconde des différents détecteurs

| Détecteur | Millisec/img |
|---------------------|--------------|
| SSD(vgg16) | 20,6 |
| Faster R-CNN(vgg16) | 49,0 |
| YOLOV3 | 15,5 |
| YOLOV4 | 22,0 |
| EfficientDetD0 | 43,6 |
| EfficientDetD1 | 54,4 |
| EfficientDetD2 | 58,9 |

Pour conclure, les deux détecteurs qui offrent les meilleures performances à nos cas d'études sont YOLOv4 et EfficientDetD2. Ces détecteurs offrent le meilleur compromis performance en terme de précision des détections, de taux de détections et de performances temporelles, avec tout de même un avantage pour YOLOv4 qui offre le meilleur compromis performances de détections et rapidité. Nous avons donc implémenté un YOLOv4 dans la carte embarquée.

Tracking et comptage :

Pour compter le nombre de poissons détectés par le réseau de neurone, il faut pouvoir garder leurs traces d'une image à l'autre. Sans cette information, nous compterions le nombre de détections, mais chaque poisson serait alors détecté plusieurs fois dans le champ de vision de la caméra avant de disparaître, ce qui gonflerait le nombre estimé de poissons. Les espèces capturées ont des capacités de nage hétérogènes, certaines espèces peuvent donc nager devant la caméra plusieurs secondes alors que d'autres n'y parviennent pas. Un comptage uniquement basé sur les détections ajouterait donc un biais dans le nombre d'individus lié à leur capacité natatoire. Pour compter le nombre d'individus par espèce, un algorithme de tracking est donc ajouté à celui de détection et classification.

Le suivi d'objets multiple (SOM) consiste à suivre chaque objet dans une trame et à le distinguer des autres objets. En plus tous les objets doivent être suivis jusqu'à ce qu'ils quittent l'image. L'approche standard du suivi est le suivi par la détection. Le suivi de plusieurs objets (SOM) est formulé comme un problème d'assignation.

Nous avons évalué différents algorithmes de tracking de l'état de l'art: IsU (Intersection sur l'Union), SORT, DeepSORT, RetinaTrack et un tracker personnalisé Fully DeepSORT afin de déterminer celui offrant les meilleures performances pour nos cas d'étude (Tableau 6). DeepSORT et Fully DeepSORT sont les deux trackers qui performant le mieux sur nos données. Le gain de performances de Fully DeepSORT est anecdotique alors qu'il nécessite environ trois fois plus de temps pour réaliser ses associations de tracks. Nous avons donc fait le choix d'implémenter DeepSORT dans notre système embarqué.

Tableau 6 : Performances des trackers évalués

| Tracker | TP | FP | FN | R | P | F1score | mAP0.5 |
|-----------------|------------|-----------|------------|--------------|--------------|-------------|--------------|
| IsU | 274 | 22 | 234 | 0.537 | 0.894 | 0.663 | 0.671 |
| SORT | 288 | 17 | 220 | 0.546 | 0.908 | 0.673 | 0.697 |
| DeepSORT | 330 | 19 | 178 | 0.597 | 0.908 | 0.71 | 0.791 |
| RetinaTrack | 226 | 8 | 282 | 0.428 | 0.948 | 0.571 | 0.629 |
| Fully DeepSORT | 329 | 17 | 179 | 0.597 | 0.911 | 0.711 | 0.795 |

La voix et l'ouïe:

Ensuite, si le chalut est capable de voir et de comprendre ce qu'il voit, le but restait de lui donner la capacité d'informer le patron pêcheur en temps réel. Cette capacité « vocale » est désormais possible grâce au modem acoustique bidirectionnel de l'entreprise partenaire du projet MARPORT France. Des développements spécifiques ont été réalisés par la société Marport France pour assurer la communication sans fil entre l'engin de pêche et le navire. Ce dispositif se compose de deux antennes acoustiques bidirectionnelles, la première sur le navire et la seconde sur l'engin de pêche.

Le modem peut envoyer un nombre limité de données à cause de la faible fréquence du signal acoustique émis (35kHz). Il n'est donc pas possible de remonter des images issues de la caméra par le biais du modem acoustique. Les informations remontées devaient donc être les résultats des détections de poissons issus des réseaux de neurones, à savoir les nombres d'individus de chaque espèce capturée.

Le modem acoustique permet également d'écouter des messages provenant du navire. Cette fonction permet au chalut de recevoir des ordres du capitaine, comme par exemple de relâcher des bancs de poissons non ciblés.

Les muscles :

Dimensionnement

Enfin, pour donner la capacité au chalut de faire le tri directement au fond de l'eau, il faut que le système développé puisse agir mécaniquement sur certaines parties de l'engin de pêche. Cette fonctionnalité a été rendue possible par des moteurs pas-à-pas couplés à des motoréducteurs pour avoir suffisamment de force d'action.

Le dimensionnement des moteurs a été réalisé au bassin d'essais de Lorient. Des essais ont été réalisés à différentes vitesses pour mesurer à l'aide de capteurs la force de traction s'appliquant dans les câbles qui contrôlent l'angle d'inclinaison de profils portants. Les forces mesurées peuvent atteindre 5 kg soit environ 50 Newton (Figure 18).

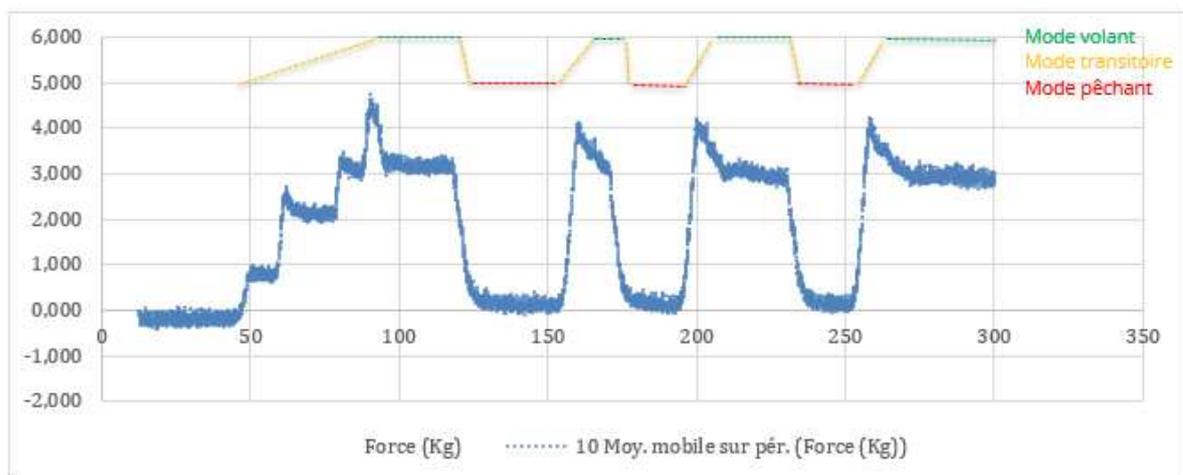


Figure 18 : Mesure de force dans le câble de pilotage du chalut au bassin d'essais de Lorient

En parallèle nous avons mesuré la longueur de câble à tirer ou relâcher pour piloter le chalut du mode pêche au mode non pêchant. Cette longueur est de 8cm et a été mesurée au bassin d'essais.

Pour prendre une marge de sécurité d'un facteur 1,5 nous ferons un enrouleur pouvant enrouler 12cm en un seul tour de moteur pour être réactif.

$$P = 2\pi r$$

$$r = \frac{P}{2\pi} = \frac{12}{2\pi} = 2 \text{ cm}$$

Donc nous avons acheté des petits enrouleurs de 4 cm de diamètre.

En prenant la force max (pic) de 5 kg enregistrée et le rayon de 2cm calculé précédemment, nous avons calculé le couple nécessaire pour enrouler le câble :

$$C = F.r = 5 * 9,81 * 0,02 = 5 * 10 * 0,02 = 1 \text{ Nm}$$

Le moteur acheté dans le projet est équipé d'un réducteur (ref : PKP268D28A2-PLE60-5). L'ensemble propose un couple de 2,5 Nm ce qui est largement suffisant et ce qui devrait permettre de chaluter plus vite. En cas de besoin, il sera également possible de réduire le diamètre de l'enrouleur pour avoir plus de couple.

Marinisation

La dernière étape consistait à mariner les moteurs qui sont initialement prévus pour fonctionner dans l'air à pression atmosphérique. Le moteur et le motoréducteur ont été modifiés pour fonctionner en huile et en équipression. La Figure 19 montre le caisson étanche du moteur et motoréducteur. La partie sensible se situe au niveau de la traversée de l'arbre du moteur. Des joints spécifiques ont été utilisés pour garantir l'étanchéité du caisson malgré la pression exercée par l'eau de mer lors de l'action de rotation du moteur.

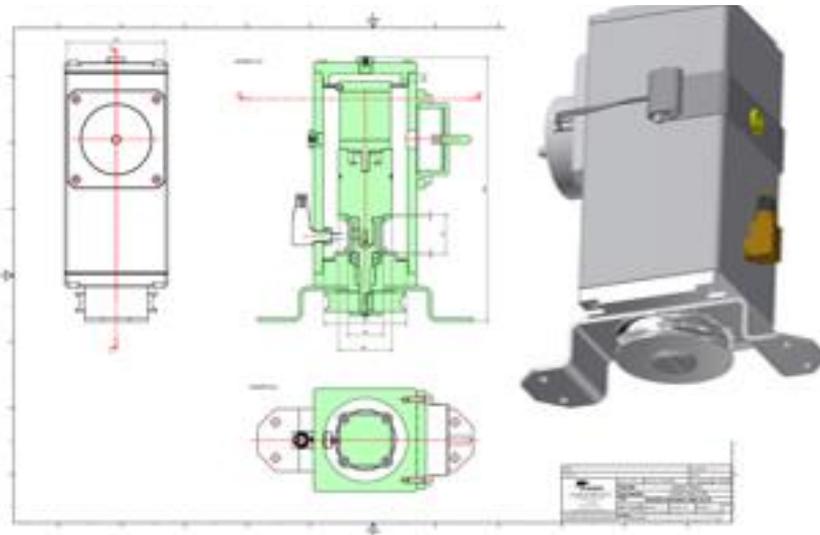


Figure 19 : Enceinte étanche du moteur

Eclairage artificielle :

L'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) dans les engins de pêche, comme dans le projet Game of Trawls, repose sur de l'enregistrement vidéo. Lors des opérations de chalutages de nuit ou en eaux profondes, les systèmes d'imagerie optiques nécessitent l'ajout de lumière artificielle, généralement fournie par des spots LED blancs. Cependant, les réactions des espèces face aux stimuli lumineux dans leurs habitats restent pour la plupart inconnues. Ajouter un éclairage artificiel en amont du chalut (par exemple, sur la Figure 5), pourrait avoir un effet répulsif sur les espèces ciblées par les pêcheurs selon les couleurs (ou « longueurs d'ondes ») utilisées. La compréhension de l'influence de

ces systèmes d'éclairage sur les espèces est donc primordiale pour le développement du chalut intelligent.



Figure 20 : Expérience sur les réponses comportementales des langoustines face à des stimuli lumineux, dans les chambres de décisions élaborées dans le cadre du projet Game of Trawls.

Une expérience sur l'impact de stimuli lumineux de différentes couleurs sur des langoustines (*Nephrops norvegicus*) a été menée avec des caméras optiques dans des chambres de décision afin de déterminer la réponse de l'espèce aux stimuli lumineux (Figure 20). Ces expériences ont été effectuées en mer, à bord du navire professionnel Côte d'Ambre, puis répétées à terre au laboratoire de Lorient en suivant le même protocole afin de confirmer les réponses comportementales observés.

Les résultats des expériences réalisées dans le cadre du projet Game of Trawls ont indiqué que les langoustines (*N. norvegicus*) évitent systématiquement les zones lumineuses, en particulier les zones éclairées par de la lumière blanche. Le premier comportement observé suivant l'allumage de la source lumineuse est un comportement de recul pour rejoindre les zones sombres. La lumière rouge génère les mêmes patrons d'évitement, mais avec une intensité plus faible. L'habituation à la lumière nécessite plusieurs minutes avant que les langoustines ne soient attirées par les zones éclairées. Après la première phase d'évitement, les langoustines ont tendance à être attirées par la lumière rouge, alors que ce comportement est rarement observé avec la lumière blanche qui tend à figer les individus plutôt qu'à les stimuler.

Ces résultats concordent avec la littérature sur le fait que *N. norvegicus* est plus adapté aux environnements sombres et que la lumière rouge a un impact moindre, bien que présent, sur le comportement d'évitement par rapport à la lumière blanche. Les résultats suggèrent également que les langoustines, grâce à leurs capacités à détecter des lumières de très faibles intensités, sembleraient éviter les sources lumineuses éphémères, telles que lors du passage d'un chalut intelligent ou tout autre engin tracté avec un système d'illumination.

Ces expériences suggèrent donc que l'utilisation massive de lumière artificielle blanche sur les chaluts intelligents pourrait réduire leur capacité de capture de langoustines, bien que la lumière rouge soit plus prometteuse car les individus réagissent moins fortement, et tendent même à en être attirés au bout de quelques minutes.

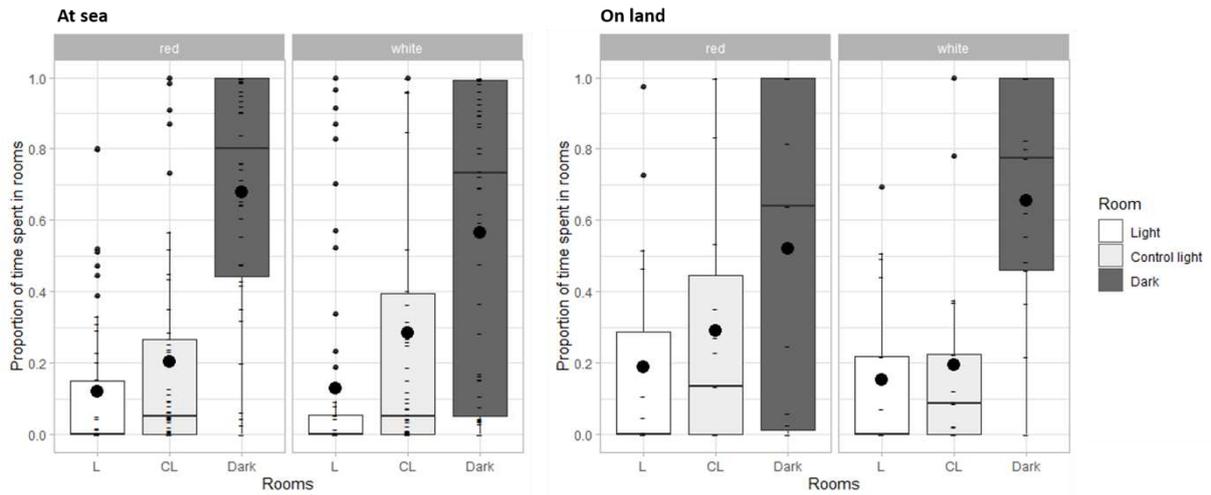


Figure 21 : Proportion du temps passé dans chaque zone en fonction de la couleur de la lumière. Red = lumière rouge ; White = lumière blanche. L = zone éclairée ; CL = zone intermédiaire ; D = zone sombre.

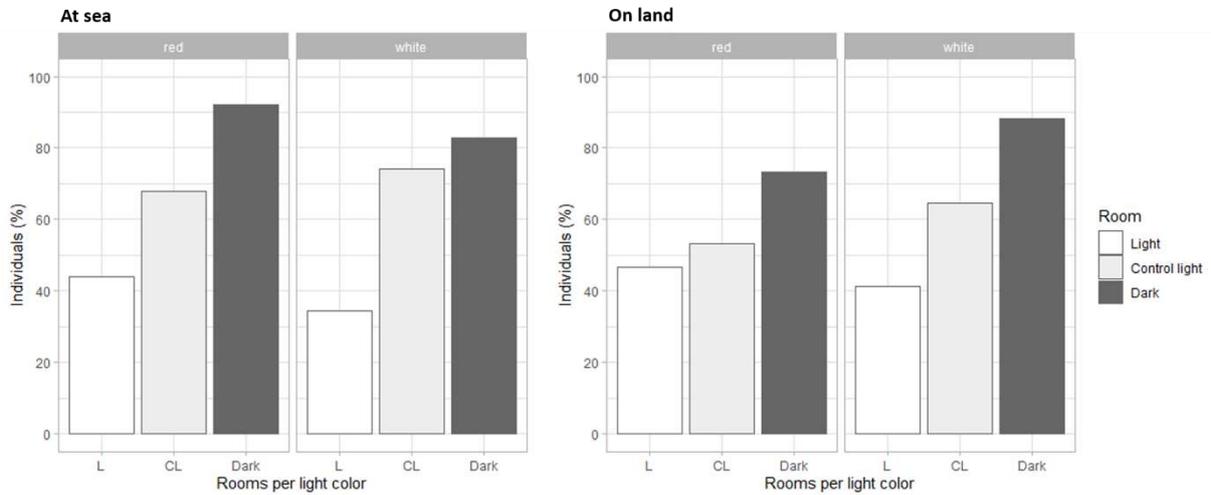


Figure 22 : Proportion d'individus entrant dans chaque pièce, au moins une fois pendant l'essai, par couleur de lumière lors des essayer en mer et en laboratoire. Red = lumière rouge ; White = lumière blanche. L = zone éclairée ; CL = zone intermédiaire ; D = zone sombre.

Prototypes

Chalut de fond :

Un prototype de chalut à perche a été développé au bassin d'essais d'Ifremer Lorient. Le choix de partir sur une base de chalut à perche a été motivé par le fait que ce type de chalut offre des ouvertures verticale et horizontale fixes grâce à la perche et aux patins. La structure du chalut à perche permet également de fixer les différents éléments nécessaires au fonctionnement du chalut intelligent : l'enceinte caméra, la batterie, les éclairages et enfin les moteurs.



Figure 23 : Développement du prototype de chalut à perche intelligent au bassin d'essais de Lorient

Une fois le prototype de chalut à perche validé au bassin d'essais de Lorient nous avons pu réaliser des essais en mer à bord de navires professionnels de petite taille (entre 12 et 15m) (Figure 24).



Figure 24 : essai en mer du prototype de chalut à perche intelligent

Le prototype développé au bassin a relativement bien fonctionné en mer puisqu'il a réussi à passer du mode pêche (Figure 25) au mode survole (Figure 26) de manière autonome basé sur la détection d'espèces ciblées ou non. Certains points d'améliorations ont également été notés comme celui de la communication acoustique entre le chalut et le navire ou encore la nécessité d'avoir un retour sur l'état du système en temps réel (en pêche ou en mode survole). En effet lorsque le système était en mode automatique, nous n'avions pas de retour sur l'état du système en temps réel ce qui posait question au patron pêcheur.

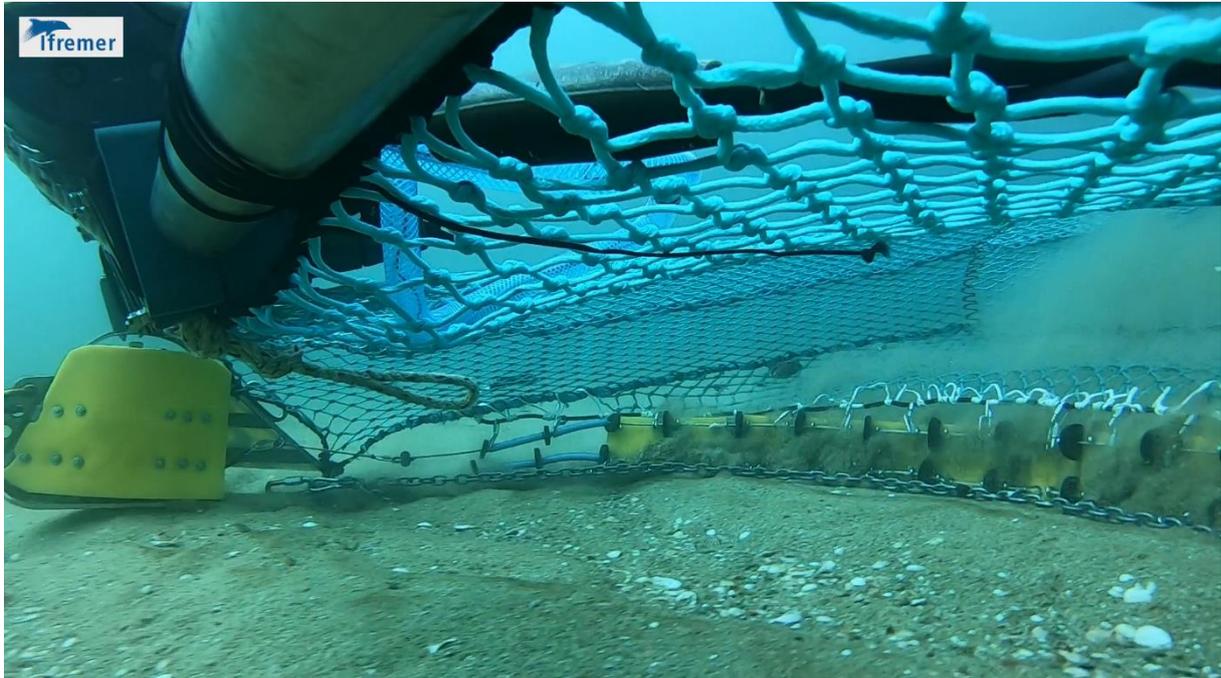


Figure 25 : essai en mer du prototype de chalut à perche intelligent, chalut en mode pêche

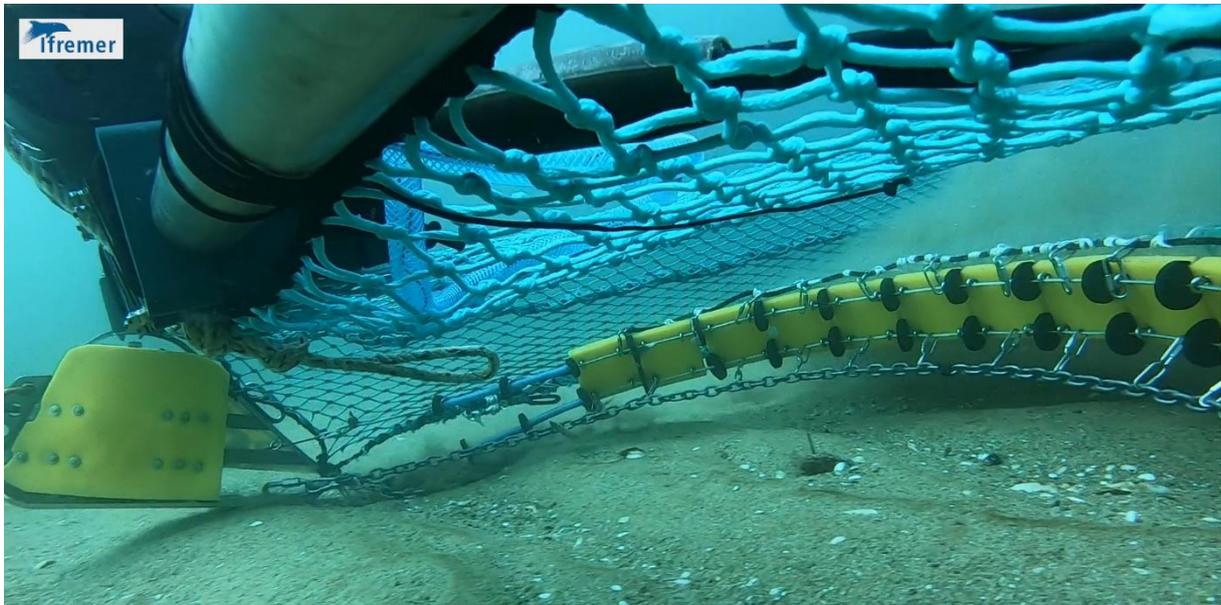


Figure 26 : essai en mer du prototype de chalut à perche intelligent, chalut en mode survole

Chalut pélagique

Dans le cas du chalut pélagique deux configurations ont été testées, la première sans bâche suivi d'une nappe de déviation des espèces non ciblées (maillage rose Figure 27), ce qui correspond au chalut traditionnellement utilisés par les pêcheurs professionnels, la seconde avec une bâche blanche pour améliorer les conditions de visibilité suivi du dispositif de tri (Figure 28).



Figure 27 : essai au bassin d'essais de Lorient du dispositif d'échappement dans la rallonge

Les essais au bassin d'essais de Lorient du dispositif de déviation d'espèces non ciblées ont soulevé plus de difficultés que dans le cas du chalut à perche. La principale difficulté est liée au fait que les différents éléments ne sont plus fixés sur des éléments rigides mais sur des mailles souples qui ont tendance à changer de forme selon les forces en jeu. La Figure 27 illustre parfaitement cette difficulté de travailler sur une structure souple. Les mailles s'affaissent sous le poids du système vidéo et des contraintes engendrées par le moteur qui pilote le profil portant. Par conséquent le profil portant ne peut pas circuler librement dans le cône du chalut et reste bloqué dans des positions non souhaitées.



Figure 28 : essai au bassin d'essais de Lorient du dispositif d'échappement dans la rallonge avec bâche pour la vidéo

Au cours du projet GAME OF TRAWLS nous n'avons malheureusement pas pu tester les prototypes de tri de la capture en mer du fait des problèmes rencontrés lors des essais bassins avec le pilotage des profils portants dans la rallonge. Ces points de défaillances devront être réglés dans la suite du projet avant d'envisager des essais sur navires professionnels. Nous avons toutefois pu tester les configurations d'acquisition d'images dans les chaluts pélagiques avec et sans bâche à bord de navires professionnels avec d'excellents retours de la part des patrons pêcheurs sur l'intérêt d'un tel système. L'ajout de la bâche n'est pas un problème pour les manœuvres de mise à l'eau et de récupération du chalut.

Interface utilisateur

Une interface logicielle a été développée en collaboration avec l'entreprise WIPSEA dans le cadre du projet GAME OF TRAWLS pour communiquer avec le système embarqué sur le chalut. L'interface utilisateur permet une communication filaire (Ethernet) et également une communication sans fil (acoustique). La Figure 29 montre l'interface utilisateur au cours d'un essai en mer. On peut voir que 51 anémones (Actiniaria) ont été détectées, 1 poisson (Actinopterygii), 7 galathées (Munida), 11 langoustines (Nephrops norvegicus) et 19 pennatulées (Pennatulacea). L'interface utilisateur permet au patron pêcheur d'avoir une synthèse en temps réel des informations retournées par l'intelligence artificielle située dans le chalut. Elle permet également d'activer le dispositif de sélectivité active situé sur le chalut (bouton « tirer dispositif »).

L'interface possède un onglet « Configuration » qui permet à l'utilisateur de choisir le réseau de neurones à utiliser lors de l'opération de pêche. L'utilisateur peut également changer les paramètres de la caméra, la puissance de l'éclairage ou encore le mode de tri (automatique ou manuel). Le mode de tri manuel permet de laisser le patron de pêche appuyer sur un bouton pour demander au chalut de capturer ou relâcher les espèces alors que le mode automatique laisse l'intelligence artificielle réaliser le tri directement en fonction des espèces détectées par le réseau de neurones.



Figure 29 : Interface utilisateur GAME OF TRAWLS développée par la société WIPSEA

Conclusion

Trois ans après le début du projet GAME OF TRAWLS (<https://gameoftrawls.ifremer.fr/>), le prototype de chalut intelligent sélectif contrôlé par l'intelligence artificielle reste unique en son genre. Au vu des dernières rencontres du CIEM, le projet GAME OF TRAWLS est aujourd'hui parmi les plus avancés technologiquement dans un objectif de transformation profonde des chaluts, tant sur leur incidence sur les habitats que sur leur sélectivité, ce qui a d'ores-et-déjà placé la France aux avant-postes au niveau européen. Cela a confirmé l'aspect particulièrement innovant du projet, dont les applications sont nombreuses et suscitent l'intérêt des professionnels.

Continuer le développement de cette technologie permettrait de s'approcher d'une maturité suffisante pour commencer le transfert vers les professionnels et la communauté scientifique. En effet si le projet GAME OF TRAWLS a démontré la faisabilité technique du couplage engin de pêche avec l'intelligence artificielle, des verrous technologiques demeurent. La réduction de l'encombrement mécanique, de l'ergonomie et du poids du système embarqué sont des pistes d'amélioration à envisager avant un déploiement vers l'industrie. L'amélioration des performances en terme de détection, tracking et temps d'analyse des images reste également un axe de recherche spécifique aux réseaux de neurones.

Un des aspects les plus innovants du projet réside dans la capacité du système à détecter en temps réel les espèces entrées dans le chalut. Cela est particulièrement adéquat pour réduire les captures d'espèces non ciblées. Les systèmes d'imagerie, de traitement du signal et de contrôle des dispositifs sélectifs actifs en temps réel développés dans le cadre des projets GAME OF TRAWLS peuvent être adaptés à toute espèce. Leur potentiel de transférabilité sur de nouvelles zones et espèces d'intérêts a été démontré lors de l'évaluation de stock d'holothurie dans les eaux territoriales de Saint-Pierre-et-Miquelon en avril 2021 et 2022. Ainsi, bien que la technologie soit encore en développement, elle présente déjà de multiples applications spécifiques à la réduction des captures d'espèces protégées, notamment par l'activation quasi-instantanée de trappes d'échappement.