

無人航走体のシミュレーション評価技術に関する研究 (光学センサによる漁網検知へのAI適用について)

伊藤 魁 DE SILVA P Navinda Kishan
福田 貴啓 山口 智之
小倉 潤

STUDY ON SIMULATION TECHNOLOGY TO EVALUATE UNCREWED UNDERWATER VEHICLE(UUV) PERFORMANCES (APPLICATION OF AI IN FISHING NET DETECTION USING OPTICAL SENSORS)

ITO Kai, DE SILVA P Navinda Kishan, FUKUDA Takahiro,
YAMAGUCHI Tomoyuki, OGURA Jun

要約

本報告は、水中無人機のシミュレーションに関する研究において、機械学習を用いた画像認識等の技術を活用し光学センサにより得られた画像データから漁網を検出するプログラムの作成及び長期運用型UUV評価用HILS (Hardware In The Loop Simulation) システムを用いて行った漁網検出能力の試験評価結果について報告するものである。漁網を検出するプログラムを用い長期運用型UUV評価用HILSシステムで模擬した漁網のデジタル画像を高精度で検出可能であることが確認できたことから、プログラム作成に用いたデータと検出対象のデータ形式が、実データかデジタルデータで異なる場合でも高精度で漁網が検出可能である可能性が示された。

実施担当部署：艦艇装備研究所岩国海洋環境試験評価サテライト無人航走体評価研究室
計画担当部署：艦艇装備研究所岩国海洋環境試験評価サテライト無人航走体評価研究室

ABSTRACT

This report presents the development of a fishing net detection program utilizing image recognition techniques based on machine learning, within the context of underwater vehicle simulation research. The program detects fishing nets from image data acquired with optical sensors, and the report also covers the evaluation results of the detection performance using the HILS (Hardware In The Loop Simulation) system. The developed fishing net detection program demonstrated good accuracy in detecting digitally simulated fishing nets created using the HILS system. This suggests that the program may be capable of accurately detecting fishing nets even when the data format of the target differs from the training data, such as when using real-world images versus digitally generated ones.

キーワード : (1) Uncrewed Underwater Vehicle
(2) Artificial Intelligence
(3) Machine Learning
(4) Object Detection

1. 結論

防衛装備庁は山口県岩国市に整備した艦艇装備研究所岩国海洋環境試験評価サテライト（Iwakuni Maritime Environment Test & Evaluation Satellite：以下「IMETS」という。）に、水中音響計測装置、長期運用型 UUV 評価用 HILS（Hardware In The Loop Simulation）システム（以下「HILS システム」という。）を整備し、UUV（Uncrewed Underwater Vehicle：水中無人機）やその構成機器の試験・評価等、UUV 分野に関する試験を実施している¹⁾。

UUV は人が遠隔操作する ROV（Remotely Operated Vehicle：遠隔操作型水中無人機）と異なり、事前に設定されたプログラムに従い、各センサ等からの入力に応じ判断を行う高度な自律性が求められる。そのため UUV に関して、様々な状況に対応できる自律プログラムや UUV 自体や周囲の状況を把握するためのセンサ技術等の研究が進められている。

その中で障害物検出及び回避技術は UUV の安全な運用に必須の技術である。海中を潜航する中で遭遇する障害物は様々想定されるが、漁網は検出が難しい対象の一つである。IMETS が令和 4 年度から令和 6 年度にかけて実施した「無人航走体のシミュレーション評価技術に関する研究」（以下「本研究」という。）では、近年民生分野でも発達している機械学習を用いた物体検出の技術を活用し、高度な自律性を有する UUV において必要な障害物、特に漁網を光学センサにより得られた画像データから検出するプログラム（以下「漁網検出プログラム」という。）を作成した。さらに、漁網検出プログラムを用い HILS システム上で模擬した漁網の検出能力の試験評価を実施した。

本報告では、本研究において実施した漁網検出プログラムの作成内容及び HILS システムを用いた漁網検出プログラムの試験評価結果についてまとめる。

2. 漁網検出プログラム

2.1 作成した漁網検出プログラム概要

本研究において作成した漁網検出プログラムは、一般的にも物体検出において広く用いられているモデルである YOLO（You Only Look One）モデル²⁾を用いて作成した。YOLO モデルの機械学習手法には、入力画像のリサイズ、単一の畳み込みニューラルネットワークの実行、そしてモデルによる検出の閾値推定が含まれている³⁾。代表的な物体検出モデルとして、YOLO モデル以外に Faster R-CNN や SSD といったモデルもあるが、YOLO モデルはこれらのモデルと比較し検出精度は他モデルに劣るものの、処理速度が非常に速く、Faster R-CNN の約 5 倍、SSD の約 2 倍の速度で処理が可能である⁴⁾。処理速度が速いことから、YOLO モデルはリアルタイム物体検出システムにおいて広く用いられており、顔検出、歩行者の動き、交通監視、医療、自動運転等様々な分野や用途に応用されている。本研究にて想定している UUV への適用においてもリアルタイム性が重要と考え、本研究で使用する物体検出モデルとして YOLO モデルを選定した。YOLO モデルによる物体検出の一連の流れの概要図を図 1 に示す。入力画像は等間隔のグリッドでセルに分割され、各セルは物体を囲む矩形とその信頼性を予測し、並行して各セルはその場所に何の物体（図 1 の場合、犬や自転車等）があるかを予測する。最後にこれらの予測から信頼性の高いものを残し検出結果を出力する。

本研究では、様々な角度、照明条件、環境における漁網画像を含むデータセットに YOLO モデルを適用し、漁網検出プログラムの作成を実施した。データセットとして、2.2 項にて述べる IMETS の大型水槽において撮影した画像データ 1200 枚を使用した。加えて、様々な形状や条件の漁網を含むインターネットに公開されているデータ（478 枚）も使用し、漁網の検出精度向上を試みた。

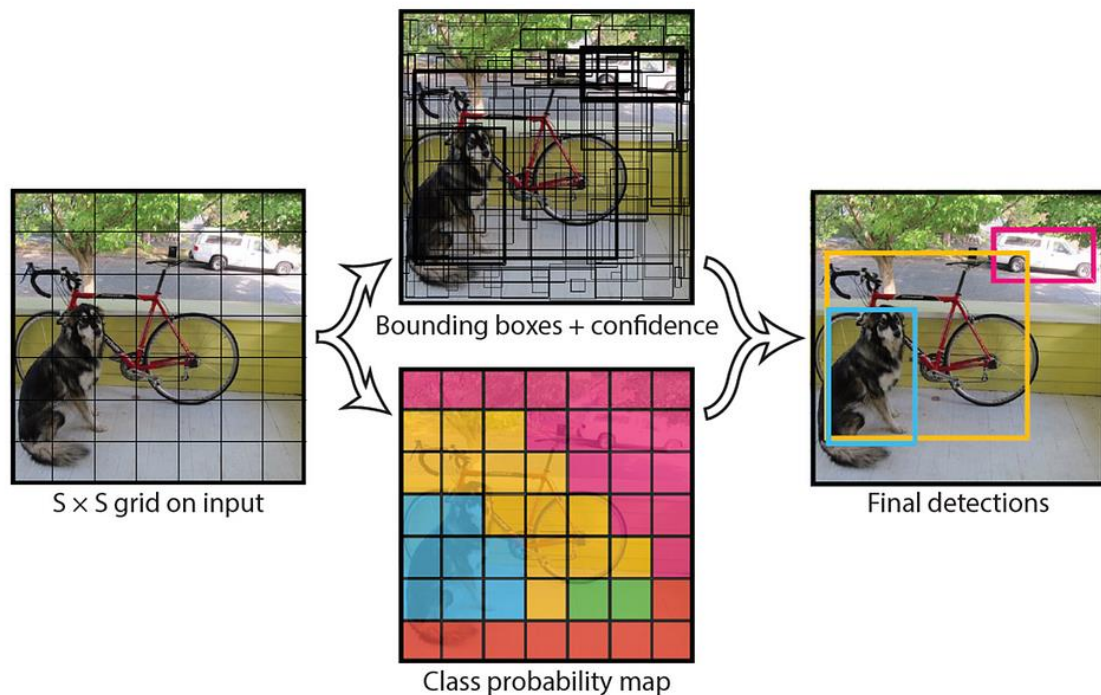


図1 YOLO モデルの物体検出の概要図²⁾

2.2 データセットの取得

前述のとおり、本研究においては機械学習を用い漁網検出プログラムを作成しており、作成にあたって機械学習用のデータセット（漁網の画像データ）として、実際の水中の漁網画像等取得の必要があった。そこで、本研究では水中の漁網の撮影を実施するために小型水中無人試験機（以下「試験機」という。）の製作⁵⁾及び IMETS の大型水槽にてデータセットの取得を実施した。IMETS の大型水槽の外観を図 2 に示す。

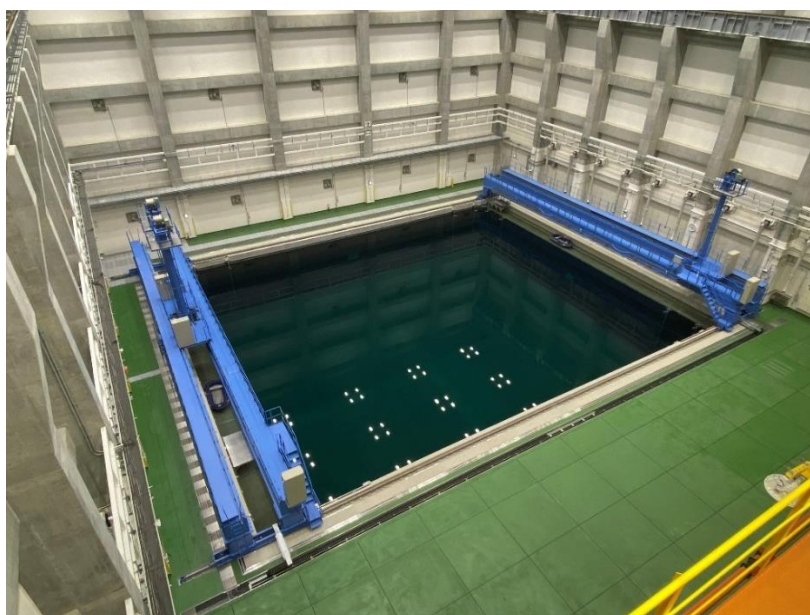


図2 IMETS の大型水槽外観図

2.2.1 小型水中無人試験機

本研究において製作した試験機の主な仕様、全体の構成等について述べる。試験機の外観及びブロック図をそれぞれ図3及び図4、主要諸元を表1に示す。

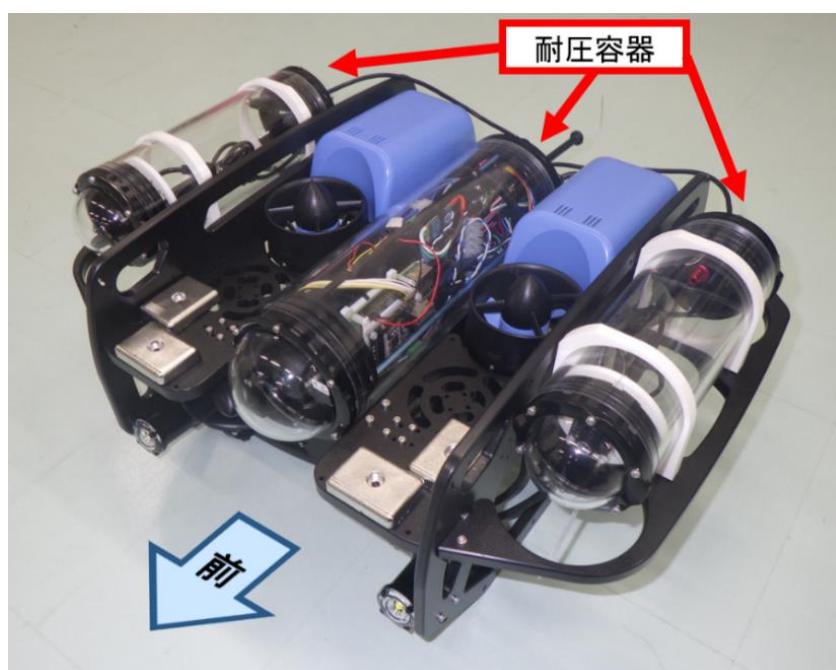
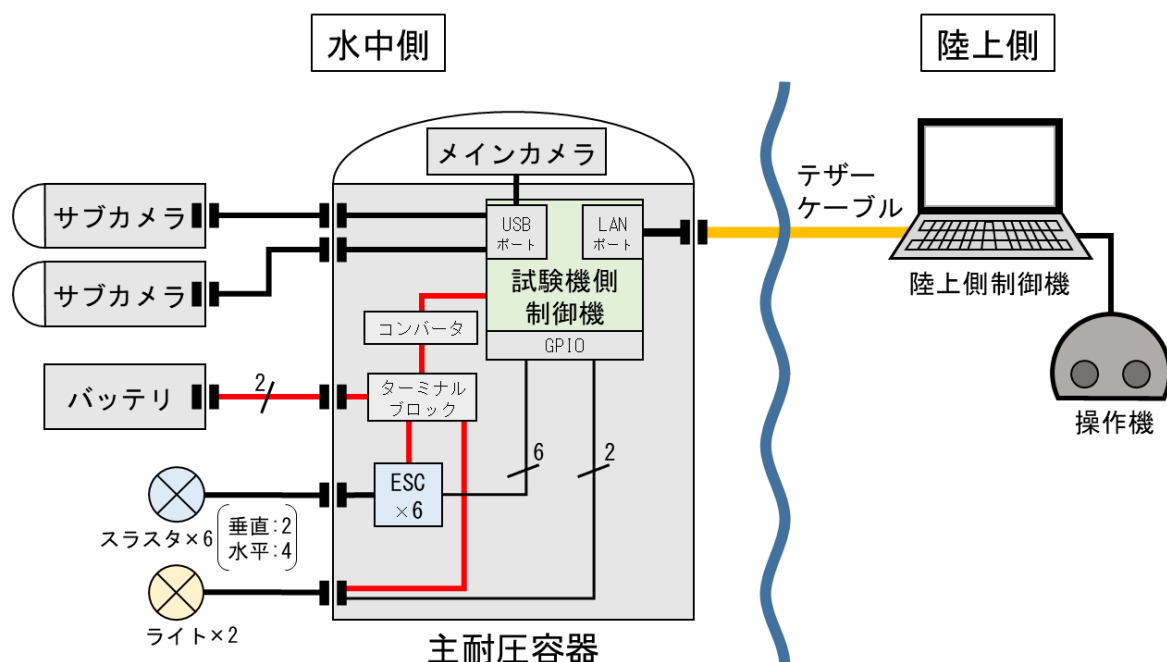


図3 試験機外観図



GPIO : General-purpose input/output
ESC : Electric Speed Controller

図4 試験機ブロック図

表1 試験機主要諸元

項目	詳細
外形寸法	L : 460mm×W : 580mm×H : 260mm
重量	14.2 kg (バッテリー含む)
試験機側制御機	RaspberryPi4 model B
メインカメラ	1台 (1080p) 上下角度操作可
サブカメラ	2台 (480p)
スラスタ	6基
ライト	2基
バッテリー	リチウムイオン電池 (14.8V 230Wh)
テザーケーブル	8芯φ7.6mm×100m

試験機のハードウェア部品については、部品故障時の交換部品を容易に入手するため、大部分に市販の製品を用いた。一方、制御用プログラム等のソフトウェアは研究の使用用途に応じ適宜カスタマイズするため、既製品ではなく自作することとした。また、一部市販部品では適合しないパーツについては自ら設計し 3D プリンタを用いて作成した。

試験機は本研究における漁網撮影のみならず、将来自律プログラムを適用し試験評価を実施することも念頭に設計を実施した。そのため、現在は ROV として遠隔操作にて動作するが、試験機側制御機に自律プログラムを組み込むことで、テザーケーブルを接続せずは無索で自律航行する UUV にも改造することができるような設計とした。

2.2.2 漁網の撮影

本節では、本研究において実施した漁網撮影（データセットの取得）について述べる。

本研究では、IMETS の大型水槽に漁網を吊下し、試験機及びトラバーサに固定した水中カメラにより水中の漁網を撮影した。撮影における漁網及びカメラの配置等について図 5 に示す。撮影時には図 5 の（東側の漁網を西側から撮影する）配置を基準とし、試験機、水中カメラ及び漁網の位置を移動し様々なパターンの漁網画像を撮影した。

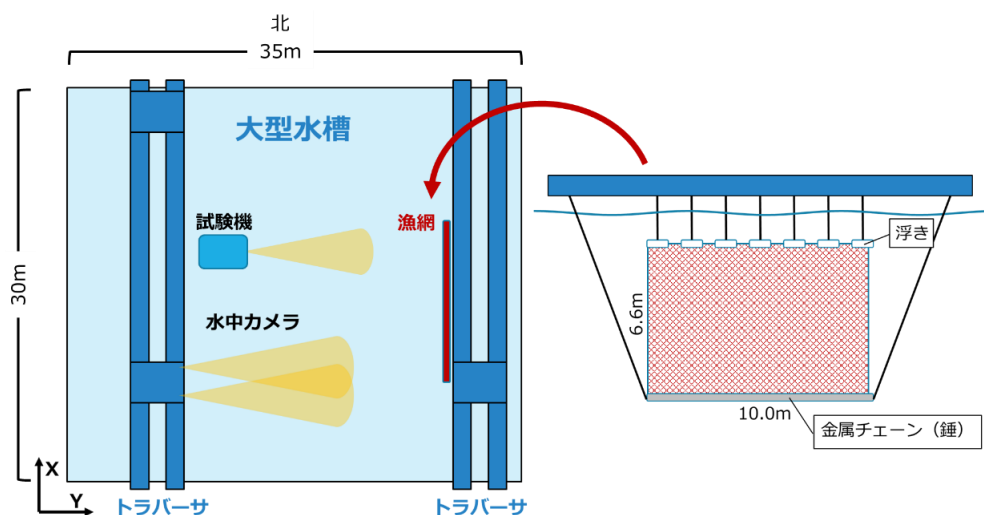


図 5 IMETS 大型水槽における漁網撮影配置図

漁網は色、網目の細かさ、線の太さ等の異なる 2 種類の漁網を使用した。本研究で使用した 2 種類の漁網の諸元について表 2 に示す。また、今回実際に撮影した画像データの例を図 6 に示す。各カメラでは自動で色調補正が行われるため、色調に差異が生じている。漁網位置を破線で囲み図中に示したが、実際に学習に用いた画像には破線のない元データを使用している。

表 2 漁網諸元

	漁網①	漁網②
用途	まき網漁業	養殖生簀
網目・色		
漁網大きさ	6.6m×10.0m	6.6m×10.0m
線径	1.07mm	1.64mm
線素材	ポリエステル	ポリエチレン

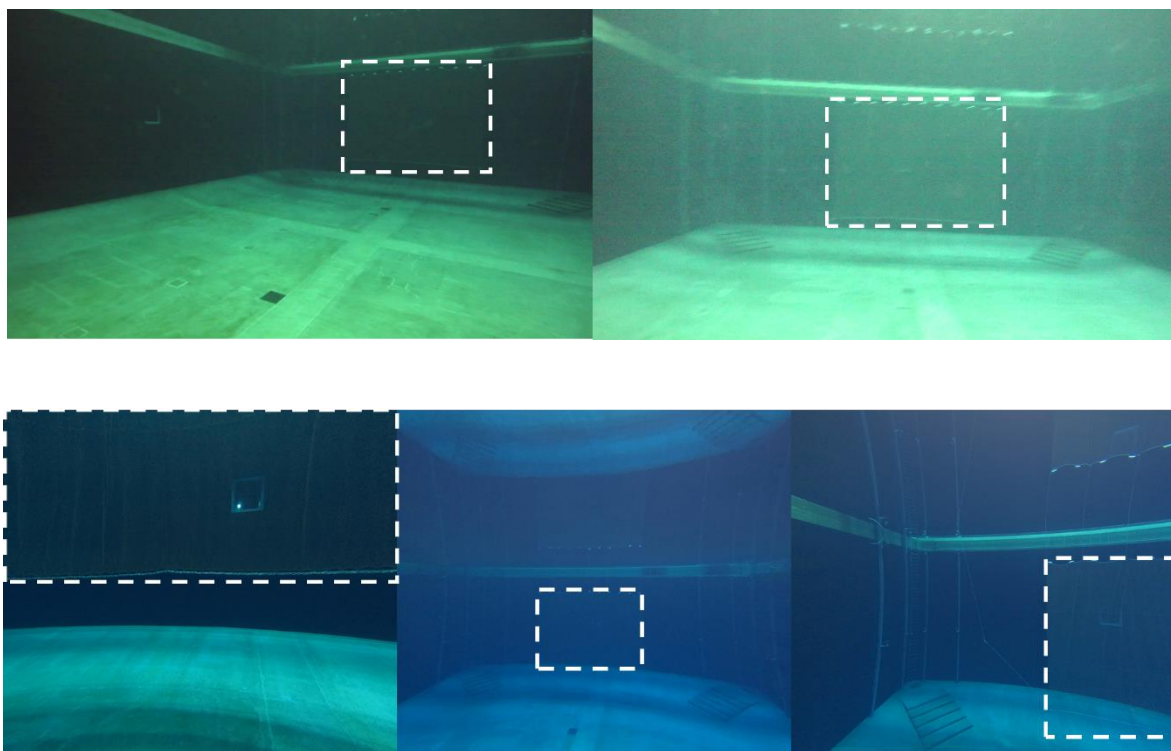


図6 IMETS 大型水槽における撮影画像データ例

(上段：試験機による撮影データ、下段：トラバーサに固定した水中カメラによる撮影データ)

2.3 漁網検出プログラムの作成

2.1 項でも述べた通り、漁網検出プログラムの作成にあたり、データセットとして IMETS の大型水槽において撮影した画像データ 1200 枚に加え、公開データ 478 枚の計 1678 の漁網画像データを用意した。公開データの例を図 7 に示し、図中破線にて漁網位置を示す。

なお、作成に当たってはデータセットを学習用およびテスト用に約 8 : 2 の割合で使用した。

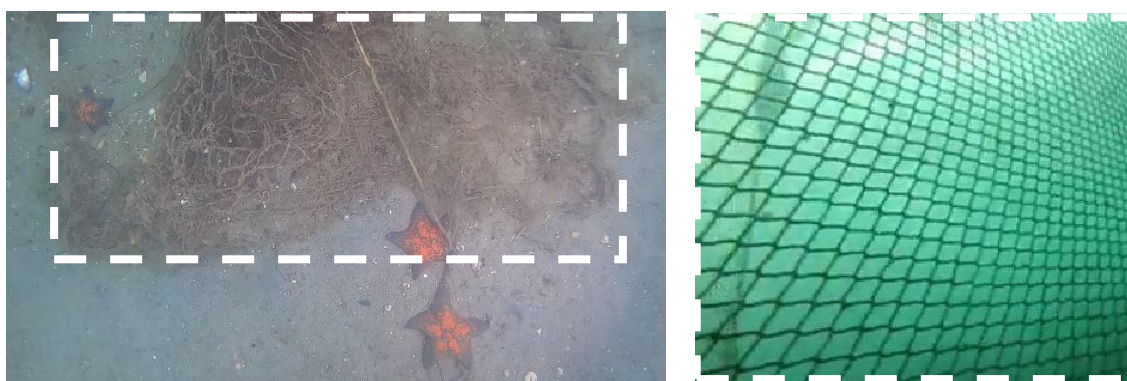


図7 公開データの例（出典：PolarizationDaoluColor, *Fishing Net Detection Dataset*,

Roboflow Universe, CC BY 4.0,

<https://universe.roboflow.com/polarizationdaolucolor/fishing-net-detection>)

本研究では YOLO モデルのバージョンのうち YOLOv8 及び YOLOv11 のモデルを用いて検出精度を求めた。バージョン選定の理由として、現在公開されている最新バージョンである YOLOv11 及び

過去バージョンのうち広く使用されている YOLOv8 において検出精度の差が生じるかの検討のため 2 つのバージョンにおいてそれぞれ漁網検出プログラムの作成を行った。また、それぞれのモデルにおいて、IMETS の大型水槽において撮影した画像データのみを用いてプログラム作成した場合（以下「Stage1」という。）と、公開データも含めてプログラム作成した場合（以下「Stage2」という。）の計 4 つのプログラムを作成し精度の比較を実施した。

2.4 作成した漁網検出プログラムの検出精度比較

作成した YOLOv8 及び YOLOv11 モデルと Stage1 及び Stage2 の組み合わせにおける学習後のテスト用データにおける検出結果について、TP (True Positive: 真陽性) (図中左上)、FP (False Positive: 偽陽性) (図中左下)、FN (False Negative: 偽陰性) (図中右上)、TN (True Negative: 真陰性) (図中右下) をまとめた混同行列を、図 8 から図 11 に示す。本研究においては、検出結果と正解が合致している場合“真 (True)”、検出結果が正解と異なる場合“偽 (False)”であり、検出結果が漁網ありの場合“陽性 (Positive)”、検出結果が背景 (漁網でない) の場合“陰性 (Negative)”である。陽性のうち IoU (Intersection over Union) が 0.5 以上、即ち漁網の正解の枠と検出結果の枠の面積の合計のうち 50%以上が重なっていた場合を真陽性としている。

なお、テスト用データは Stage1 では 235 枚、Stage2 では 345 枚であったが、1 枚の画像に対して 2 つ以上検出し、同時に正しい検出と誤った検出をする場合があるため、検出数を合計しても使用した画像数と符合しない。

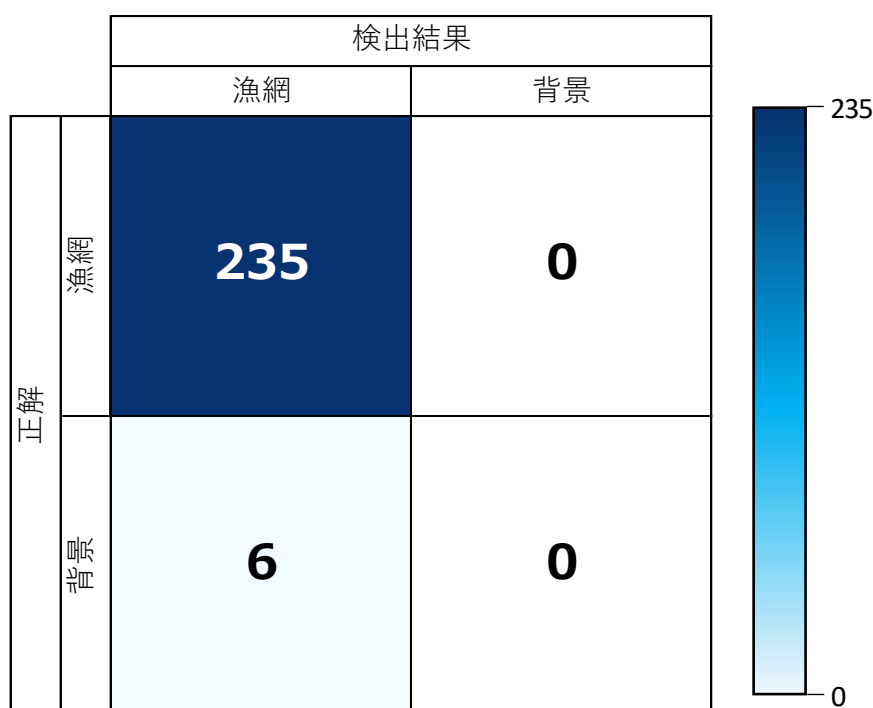


図 8 YOLOv8 Stage1 における検出結果

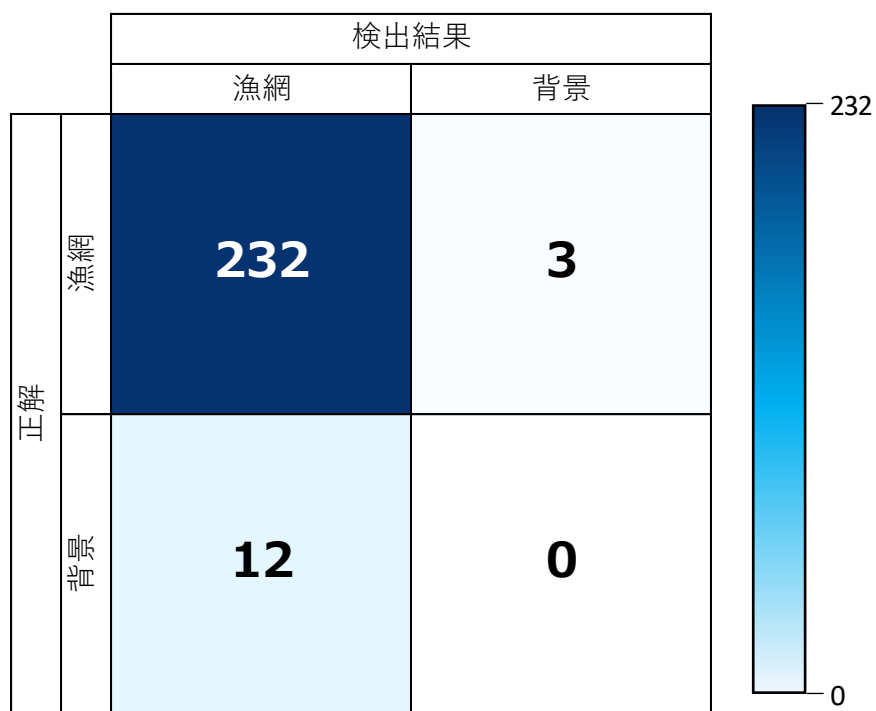


図 9 YOLOv11 Stage1 における検出結果

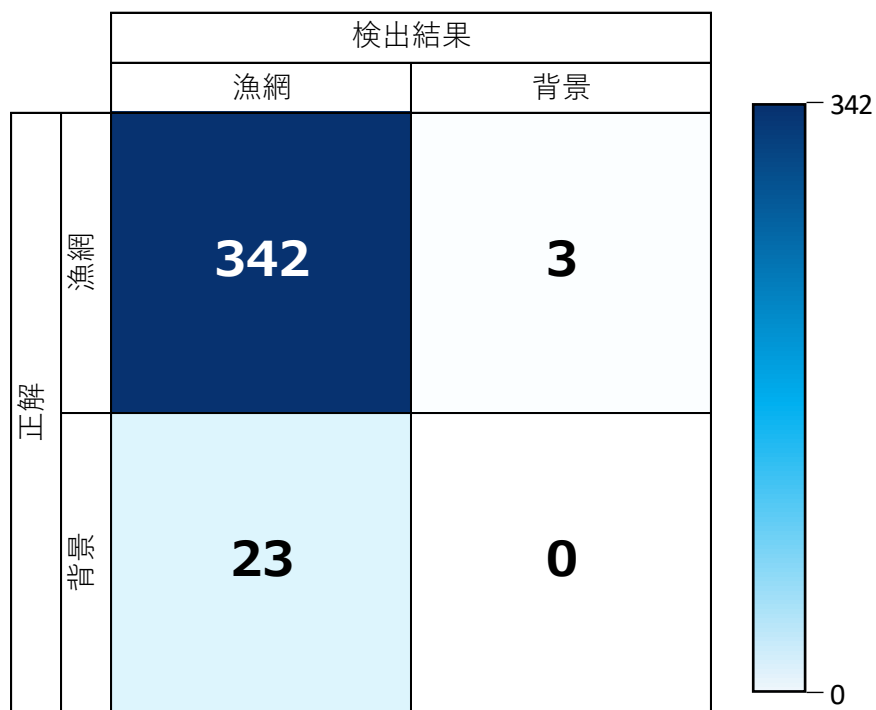


図 1 0 YOLOv8 Stage2 における検出結果

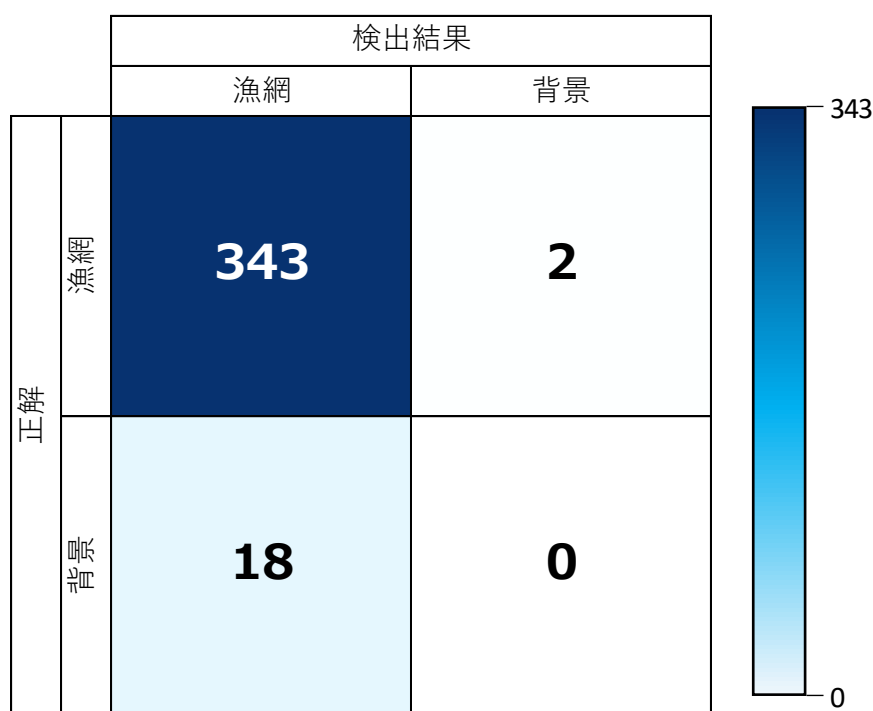


図 1 1 YOLOv11 Stage2 における検出結果

3. HILS システムを用いた漁網検出プログラムの試験

3.1 試験の概要

本研究では、作成した漁網検出プログラムについて、プログラム作成に用いたデータと検出対象のデータ形式が、実データかデジタルデータで異なる場合でも漁網が検出可能か否かを検証するため、HILS システムにおいて生成した漁網画像を用いた漁網検出の試験を実施した。本試験では、本研究で作成した漁網検出プログラムのうち、YOLOv11 Stage2 (YOLOv11 モデルを使用し公開データを含めて作成したプログラム) を使用し、HILS システムにおいて生成したデジタル画像のうち 100 枚の画像に対して、作成した漁網検出プログラムによる検出試験を実施した。(YOLOv11 Stage2 の選定理由については、4.2 項参照)

3.2 HILS システムにおける漁網の模擬

試験評価の実施にあたり、漁網を模した 3D モデルを作成した。本研究で作成した漁網の 3D モデルは、平面に規則的な菱形の開口を配したメッシュ構造として作成した STL 形式のモデルである。本モデルでは各寸法を縦 1m、横 3.5m の長方形の各辺を 35 等分し、線幅は 5mm、即ち菱形開口部の長対角線は 95mm、短対角線は約 24mm とした。本モデルは比較的遠方からの光学的検知の試験を目的としており、また、モデルのデータ容量を削減するため網糸の太さ (厚み) や撚り構造などの複雑な要素は考慮せず作成した。これにより実際の漁網に見られる網目構造を簡略的に模擬した。漁網の色は HILS システムにおいて変更が可能である。作成した 3D モデルを HILS システムに読み込み、生成したデジタル画像の例を図 1 2 に示す。画像生成にあたっては漁網のみな

らず、漁網以外の障害物（UUV）を模したのも画像内に含まれるパターンや漁網の含まれない画像も生成した。この障害物（UUV）のモデルは HILS システムにデフォルトで使用可能なモデルを使用した。検出試験に用いた 100 枚の画像のうち漁網のみ写っている画像が 67 枚、漁網及び漁網以外の障害物が写っている画像が 25 枚、漁網の写っていない画像は 8 枚であった。

なお、今回の模擬では照明条件や水中の濁り、潮流等による漁網のたわみ等は再現していない。

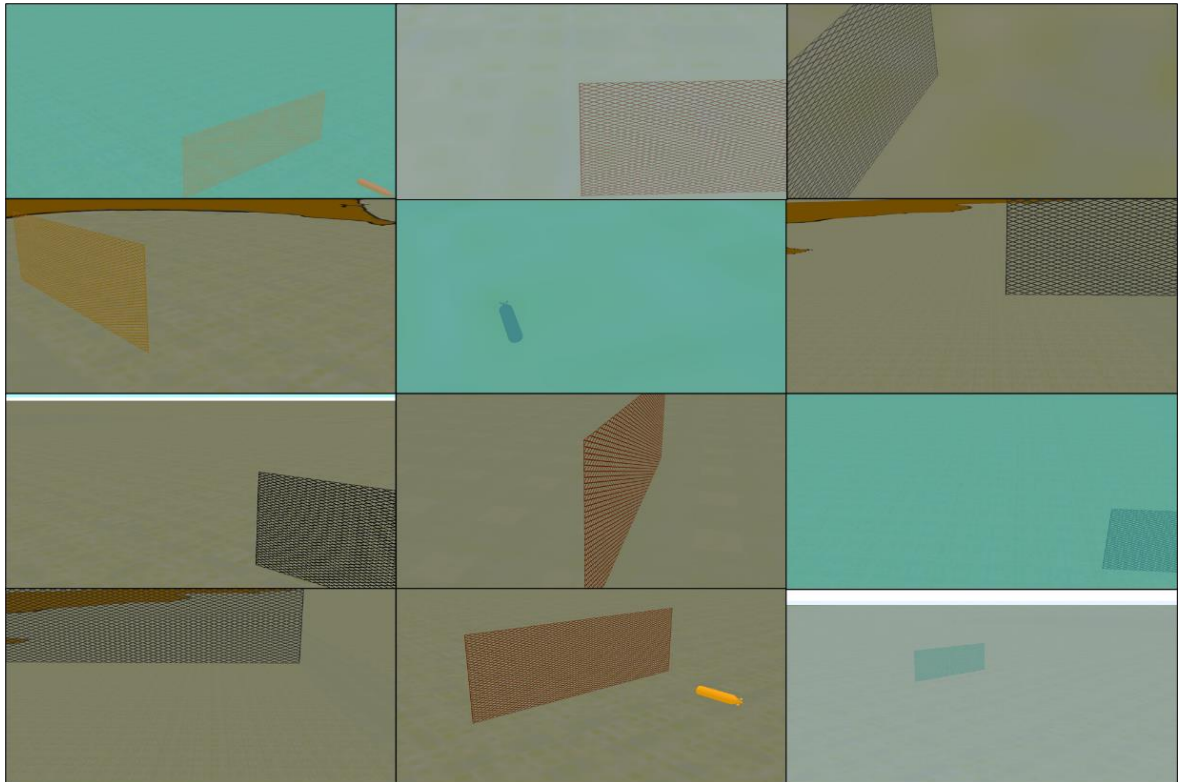


図 1 2 HILS システムにおいて生成した画像の例

3.3 試験評価の結果

漁網検出プログラムによる検出結果は図 1 3 のとおりである。また、検出結果を混同行列にまとめたものを図 1 4 に示す。

なお、混同行列については、1 枚の画像に対して 2 つ以上検出し、正しい検出と誤った検出を同時にしたものもあったため、合計しても使用した画像数（100 枚）と符合しない。

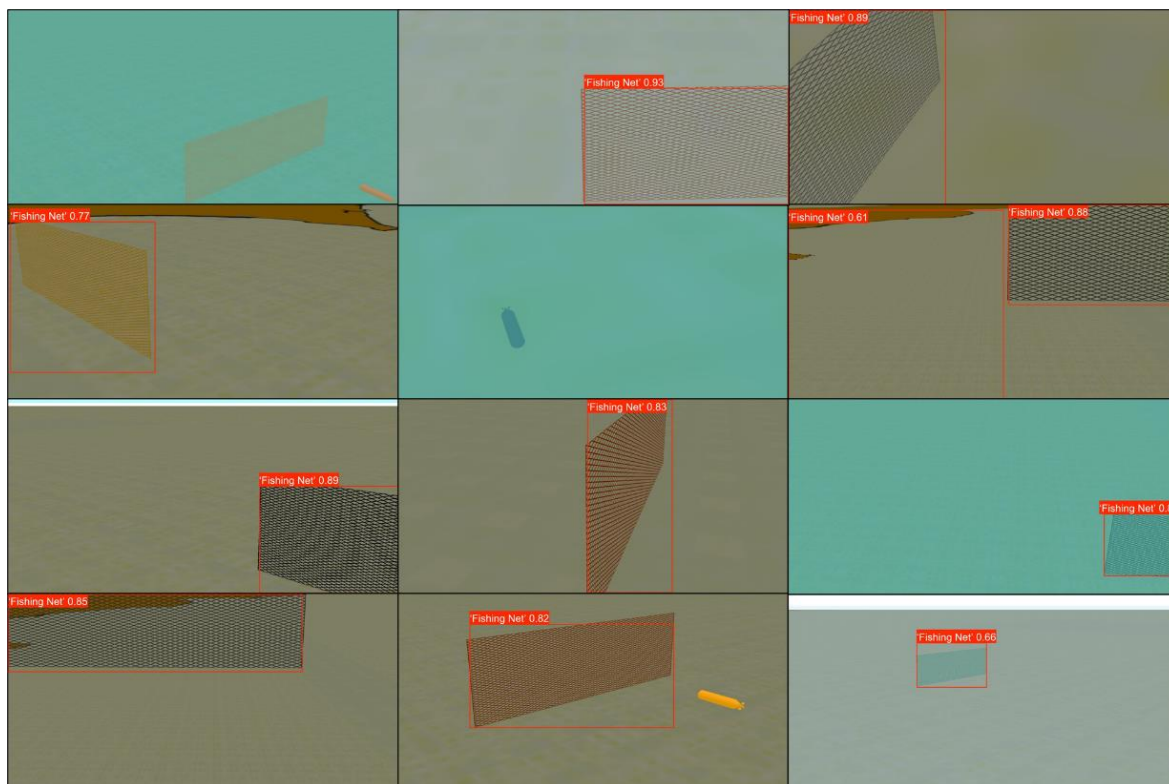


図 1 3 漁網検出プログラムによる検出結果

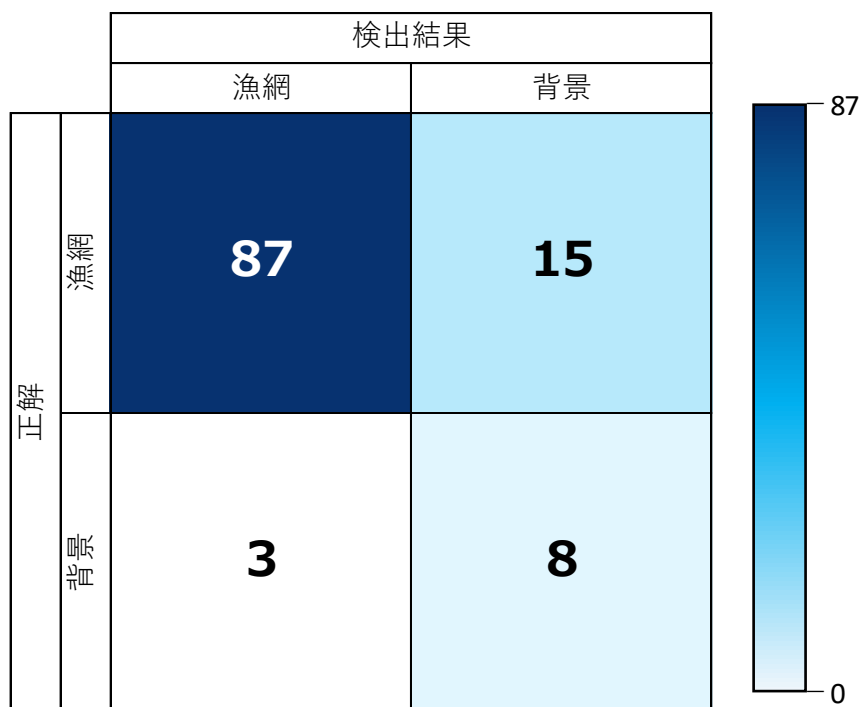


図 1 4 HILS を用いて生成した画像における検出結果 (YOLOv11 Stage2)

図13及び図14より、HILSを用いて生成した画像における検出結果では、検証に使用した画像100枚中87枚で正しく漁網を検出し、100枚中8枚で漁網が写っていない画像に対し正しく漁網が無いと判断した。一方、背景を漁網と誤検出したのは100枚中3枚であり、漁網が写っているにもかかわらず漁網を検出しなかったのは100枚中15枚であった。

4. 考察

4.1 漁網検出プログラムの評価方法について

本報告においては、混同行列の TP、FP、FN、TN を利用した代表的な評価指標である、正解率 (accuracy)、適合率 (precision)、再現率 (recall)、F 値 (F-measure) の4つの指標⁶⁾を用いる。

(1) 正解率

正解率は、全検出に対する正しい検出の割合を示し、全体的なモデル性能を概観する指標である。下記の式1より求めることができる。

$$\text{正解率} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (\text{式1})$$

(2) 適合率

適合率は、陽性と検出されたもののうち真であったものの割合を示し、誤検出の少なさの評価に適している。下記の式2より求めることができる。

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (\text{式2})$$

(3) 再現率

再現率は、検出対象が画像内にあるもののうち正しく陽性と検出された割合であり、検出漏れの少なさの評価に適している。下記の式3より求めることができる。

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{式3})$$

(4) F 値

適合率と再現率はトレードオフの関係であるため、適合率と再現率の調和平均を取った評価指標がF値である。下記の式4より求めることができる。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (\text{式4})$$

4.2 漁網検出プログラムについて

本研究で作成した漁網検出プログラムについて、2.4 項で示した混同行列の値を 4.1 項の式 1 から式 4 にあてはめて計算した結果を表 3 にまとめて示す。

表 3 評価指標計算結果（モデル比較）

	正解率	適合率	再現率	F 値
YOLOv8 Stage1	0.975	0.975	1.000	0.987
YOLOv11 Stage1	0.939	0.951	0.987	0.969
YOLOv8 Stage2	0.929	0.937	0.991	0.963
YOLOv11 Stage2	0.945	0.950	0.994	0.972

表 3 から、F 値については YOLOv8 Stage1 が最も高い値となり、Stage1 の各値が Stage2 より大きくなる傾向が見られた。しかしながら、Stage1 については大型水槽内の画像データのみをプログラム作成に使用しており、公開データを含めて作成した Stage2 と比較し、限られた環境やパターンに最適化されている可能性が考えられる。そのため、Stage1 のモデルは特定の環境下では高い精度を発揮するが、Stage2 と比較し汎用性が低いことが考えられる。そこで本研究では Stage2 を採用することとした。公開データを含めた Stage2 では検出精度及び 4 つの評価指標すべてにおいて YOLOv11 が YOLOv8 より高い値となった。

以上の理由により、本研究のモデルでは YOLOv11 Stage2 を用いることとした。

4.3 HILS システムを用いた漁網検出プログラムの試験結果について

本研究で実施した HILS システムを用いた漁網検出プログラムの試験について、3.3 項に示した結果（図 1 3 及び図 1 4）を 4.1 項の式 1 から式 4 にあてはめて計算した結果を表 4 に示す。

表 4 評価指標計算結果（HILS システム試験）

正解率	適合率	再現率	F 値
0.841	0.967	0.853	0.907

表 4 によると、適合率が非常に高く誤検出が少なかった。すなわち、漁網ではないものを誤って漁網と検出するケースを抑えられている。一方、再現率についてはやや低くなっており、検出漏れが発生している点は今後改善が必要な点である。再現率の低下の原因としては、データセットと HILS システムにより作成したデジタル画像データとの差異（背景、角度、網の特徴等）の影響が考えられる。

F 値については、一般に非常に高い性能と判断される 0.9 以上⁷⁾の値であり、HILS システムにより模擬した漁網を高精度で検出可能であることが確認できた。漁網検出プログラムの作成にあたっては、HILS システムにより生成したデジタル画像はデータセットに含まれていないにもかかわらず高精度で検出可能であったことから、プログラム作成に用いたデータと検出対象のデータ形式が、実データかデジタルデータで異なる場合でも高精度で漁網が検出可能である可能性が示

された。

今後は漁網検出プログラムについて、HILS システムにおいて模擬した漁網画像をデータセットとして用い、実海域での撮影データにおいて試験評価を実施する等、データセットの数やバリエーションを増やした追加検討が必要と考える。また、HILS システムにおいては任意の 3D データを読み込み、画像を模擬することが可能であり、この機能により漁網のみならずその他の障害物等についても検出可能なプログラムの作成も今後の検討課題の一つと考える。

5. 結論

本研究では漁網検出プログラムの作成を実施した。プログラムの作成に必要なデータセット取得のため、IMETS の大型水槽において水中の漁網撮影を実施した。その際、撮影に用いる小型水中無人試験機の製作も実施した。

取得した漁網の画像データ及び公開データを用いて漁網検出プログラムを作成し、HILS システムを用いて模擬した漁網画像を使用し検出精度の評価を実施した。その結果、F 値が 0.907 となり、HILS システムにより模擬した漁網画像を高精度で検出可能であることが確認できた。また、漁網検出プログラムの作成時は、HILS システムにより生成した画像を用いていないにもかかわらず漁網を高精度で検出可能であったことから、プログラム作成に用いたデータと検出対象のデータ形式が、実データかデジタルデータで異なる場合でも高精度で漁網が検出可能である可能性が示された。

今後は漁網検出プログラムについて、HILS システムにおいて作成したデジタル漁網画像をデータセットとして用い、実海域での撮影データにおいて試験評価を実施する等、データセットの数やバリエーションを増やし、汎用性の評価等の追加検討が必要と考える。また、HILS システムにおいては任意の 3D データを読み込み、画像を模擬することが可能であり、この機能により漁網のみならずその他の障害物等についても検出可能なプログラムの作成も今後の検討課題の一つと考える。

今回 HILS システムにより模擬した漁網画像は水中の濁り、潮流等による漁網のたわみ等を再現できておらず、今後 HILS システムについて光学的な描画機能や潮流等に関する物理シミュレーションの拡張が必要と考えられる。

6. 参考文献等

- 1) 岡部幸喜、“新たな UUV の試験評価体制の構築～The inauguration of IMETS～”、防衛技術ジャーナル 2022 年 4 月号 pp.15-20、防衛技術協会、2022 年 4 月
- 2) Joseph Redmon 他、“You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection.”、2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)、pp.779-788、2016 年 6 月
- 3) Shrishti Shah 他、“Object detection using convolutional neural networks and transformer-based models: a review”、Journal of Electrical Systems and Information Technology vol.10、2023 年 11 月

- 4) Dalmar Dakari Aboyomi 他、“A Comparative Analysis of Modern Object Detection Algorithms: YOLO vs. SSD vs. Faster R-CNN.”、Information Technology Engineering Journals(ITEJ) Vol.8 No.2、pp96-106、2023 年 12 月
- 5) 伊藤魁 他、“無人航走体のシミュレーション評価技術に関する研究（シミュレーション評価用小型水中無人機の製作）”、防衛装備庁技報 第 7259 号、2024 年 4 月
- 6) 巢籠悠輔、“詳解ディープラーニング[第 2 版]” p.142、マイナビ出版、2021 年 7 月
- 7) <https://mljourney.com/what-is-a-good-f1-score/>、アクセス日 2025.5.7