プレスリリース

２０２６年１１月１３日
一般社団法人漁業情報サービスセンター

２０２６年度　太平洋マサバ中短期漁況予報

－ 別表の水産関係機関が検討し一般社団法人漁業情報サービスセンターがとりまとめた結果 －

今後の見通し（2026年12月）

12月のマサバ漁場は犬吠に形成されやすい。

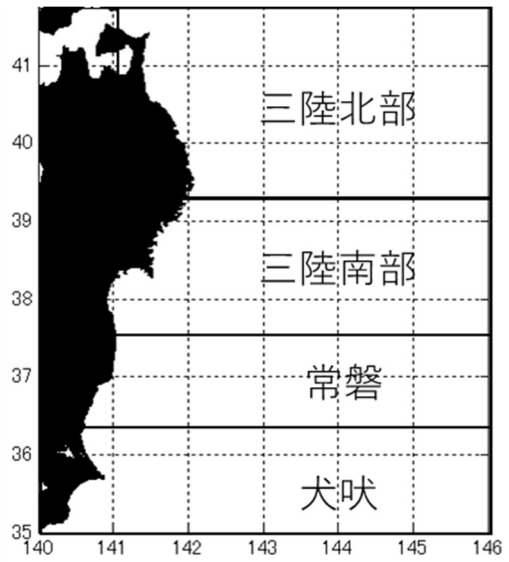
漁獲量は平年（1995～2023年）を下回り、低調だった前年並みとなる。

対象魚種：マサバ

対象海域：三陸北部、三陸南部、常磐、犬吠（右図）

対象漁業：まき網

対象魚群：太平洋系群



問い合わせ先

一般社団法人漁業情報サービスセンター　水産情報部
担当：渡邉、谷津、源
電話：03-5547-6889、ファックス：03-5547-6881

当資料のホームページ掲載先URL
https://www.jafic.or.jp/information/

国立研究開発法人水産研究・教育機構
https://abchan.fra.go.jp/

予測の説明

12 月のマサバ漁場について、漁獲量データと海洋環境データを用いて前年に構築した機械学習モデル（別紙１）を根拠として予測すると、犬吠に漁場形成されやすい状況にある。同様のモデル（別紙２）によると、三陸北部から犬吠海域における漁獲量は、平年（1995～2023 年）を下回り、低調だった前年並みと予測される。

1.資源の状態

資源量は1990年代～2000年代前半に極めて低い水準にあったが、加入量水準の極めて高い2013年級群の発生により2013 年に急増した。その後、資源量は2018年の高い加入量により2019年まで横ばい傾向を示したが、2020年以降は減少傾向を示している。2013 年級群の発生以降、成長および成熟の遅れがみられている。

2020 年級群（6 歳魚）は、2025 年 12 月時点の資源評価（状態空間資源評価モデル；SAM）による推定加入量が 80 億尾と近年（2015年～2024年）の平均程度の水準である。

2021 年級群（5 歳魚）は、推定加入量が 81 億尾と近年の平均程度の水準である。

2022 年級群（4 歳魚）は、推定加入量が 72 億尾と近年の平均程度の水準である。

2023 年級群（3 歳魚）は、推定加入量が 31 億尾と近年の平均を下回る水準である。

2024 年級群（2 歳魚）は、推定加入量が 30 億尾と近年の平均を下回る水準である。

2025年級群（1歳魚）の加入量は、2025年北西太平洋北上期浮魚類資源調査（水産資源研究所、6 月～7月）および北西太平洋秋季浮魚類資源調査（水産資源研究所、9 月～10 月）から、近年の平均を下回る水準と推定されている。

2026 年級群（0 歳魚）は、現時点での加入量の見積もりは不確実であるが、2026年北西太平洋北上期浮魚類資源調査における平均CPUEは近年の平均値より低い値を示したことから、近年の平均を大きく下回る水準と見込まれる。

2.漁況の経過

近年の道東海域操業のまき網はマイワシを主体に漁獲していたが、本年は操業がなかった。10 月のサバ類水揚量は、2022 年以来連続して皆無で、2021 年は 142 トンであった（図 1）。北海道立総合研究機構釧路水産試験場が 10 月中旬から下旬にかけて行った浮魚類分布調査（旧サンマ南下期調査）の結果、サバ類の漁獲は 2 尾（調査点数：7）で、前年（97 尾、調査点数：10）および前々年（6 尾、調査点数：3）を下回り、調査点数を考慮しても道東海域への来遊が前年より少なかったと考えられる。

三陸常磐まき網（一艘まき、八戸水揚分には道東海域操業分を含まない）における 10 月のマサバ水揚量は前年を下回り、前々年を上回った（前々年 914 トン、前年 3,423 トン、本年 1,573 トン）（図 2）。

3.漁場分布

本年のまき網の漁場は、10 月上旬には形成されず、中旬は犬吠海域、下旬は主に三陸南部と常磐海域に形成された（図 3）。前年のまき網漁場は、10 月上旬には犬吠海域に形成されたが、中旬は形成されず、下旬は三陸北部と常磐海域に形成された（図 4）。

4.今後の見通し

（1）来遊量・漁獲量

マサバの来遊量は、まき網では低調であった前年を上回り、定置網と底曳網では前年を下回る。ゴマサバは混獲される程度。サバ類全体としては低調であった前年を下回る。（2026 年度第 1 回太平洋いわし類・マアジ・さば類長期漁海況予報

（https://www.fra.go.jp/home/kenkyushokai/press/pr2026/files/20260803_ukiuo-pac-1st.pdf）より抜粋）

1995 年から 2022 年のまき網漁獲量データと海洋環境データを用いて機械学習モデルを構築し、1 カ月先の漁獲量を予測する方法を開発した（別紙１参照）。この方法により、直近の環境データと漁況データを用いて、2026 年 12 月の漁獲量（三陸北部から犬吠海域）を予測したところ、平年（1995～2023 年）を下回ると見込まれた。前年も平年を下回る漁獲量であり、本年の漁獲量は前年同様に低調と予測される。

（2）漁場

1995 年から 2022 年のまき網漁獲量データと海洋環境データを用いて機械学習モデルを構築し、1 カ月先の４海域（三陸北部、三陸南部、常磐、犬吠)について、主漁場となる確率を予測する方法を開発した（別紙２参照）。直近の環境データと漁況データを用いて、2026 年 12 月の主漁場となる確率を予測したところ、犬吠海域の確率が 37.5%と最も高くなり（表１）、漁獲は低調と予測されるが、漁場は犬吠海域を中心に形成されると見込まれる。

表１ 各海域が主漁場となる予測確率（%）

年	月	三陸北部	三陸南部	常磐	犬吠
2026	12	21.0	22.7	18.8	37.5

5.2025 年予報の検証

前年の本予報（2025 年 11 月 14 日）では「12 月のマサバ漁場は三陸南部から犬吠の範囲に広く形成される。漁獲量は平年（1995～2023 年）並みとなり、前年を上回る。」とされた。実際の大中型まき網の 12 月のマサバ漁場は常磐～犬吠海域に漁場が散発的に形成された（図 4）。また、12 月まき網の漁獲量は 568 トンと低調で、前年（2,455 トン）を下回った。その漁獲物の体長（尾叉長）組成は、11 月は幅広く主なモードは 28～30 ㎝にあったが、12 月は主なモードが 20～22 ㎝となった（図 5）。測定尾数は少ないが、11 月の組成は 2021 年や 2024 年の 30㎝ 付近にモードがある大型群（産卵のため南下回遊するする群れに相当する）主体の組成に近く、12 月の組成は 2022 年や 2023 年の 23～26㎝ モードの小型魚が主体の組成に近かった。このように、2025 年 11 月はマサバ大型南下群が 2024 年に続いて見られたが、12 月は小型群が主体となった。一方、直近の体長組成は 25～26㎝ モードで、前年の組成と異なった（図 6）。2024 年と 2025 年 12 月にマサバが小型となった一因として、2024 年 12 月は大中型まき網の漁獲の主体がマイワシとなったこと、2025 年も大型まき網の水揚量はマイワシの方が多かったことが考えられる（図 7）。なお、直近では常磐海域以北でのマイワシの水揚量は極めて少ない（図 7）。

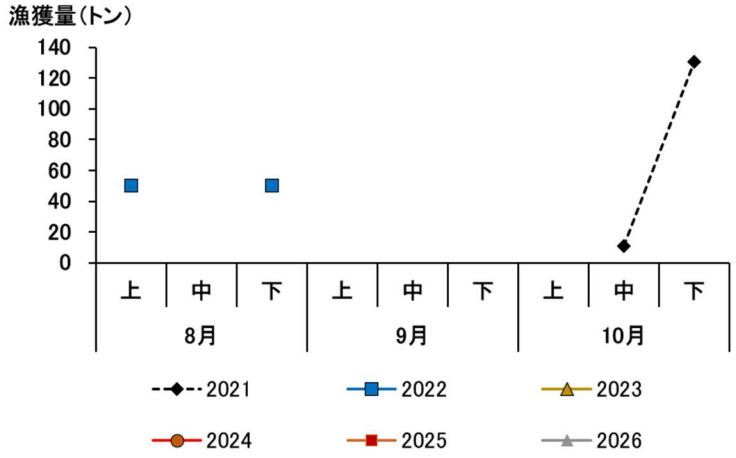


図 1　道東海域操業のまき網による旬別サバ類水揚量（2023～2026 年は漁獲ナシ）

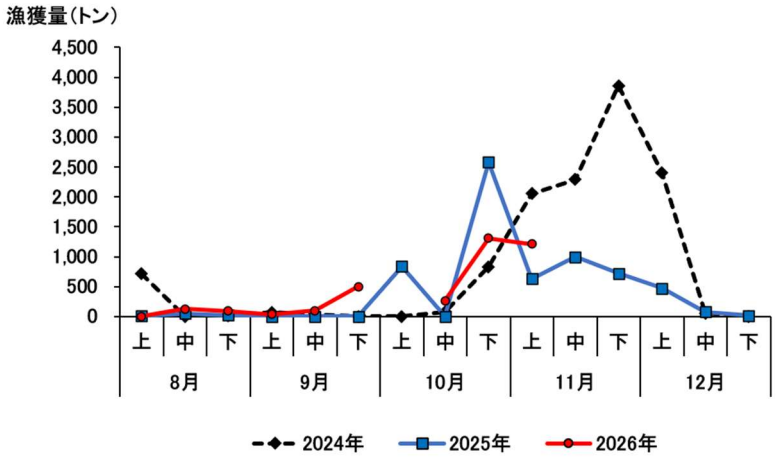


図 2　三陸常磐沖操業のまき網による旬別サバ類水揚量

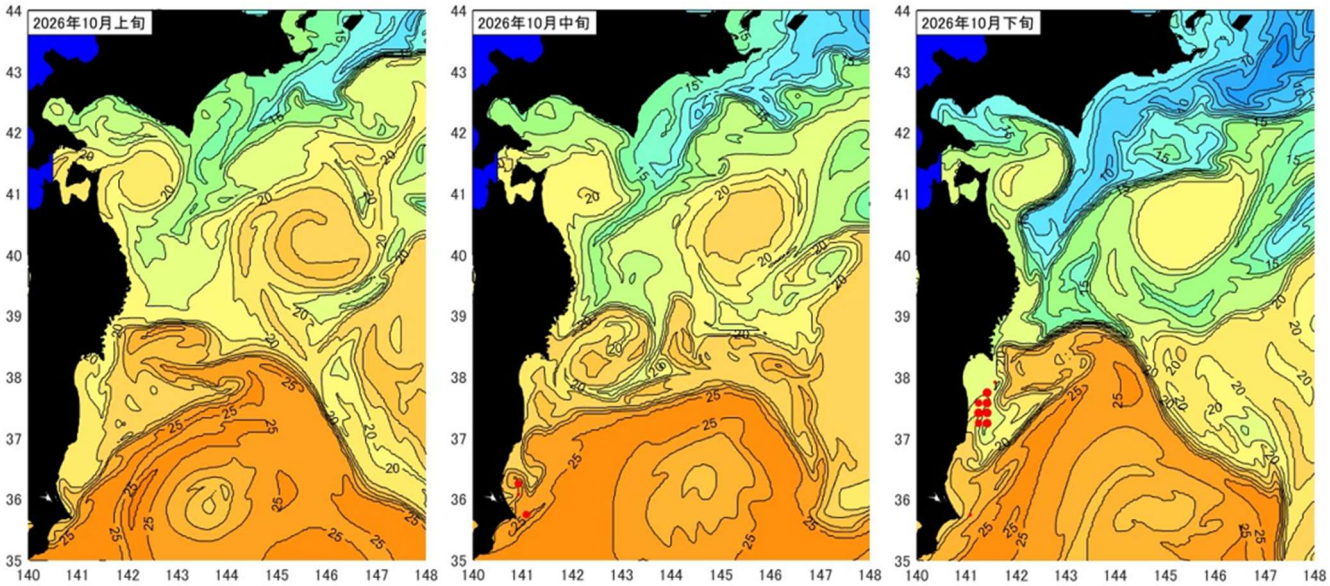


図 3　2026 年 10 月における旬別のサバ類漁場位置と表面水温

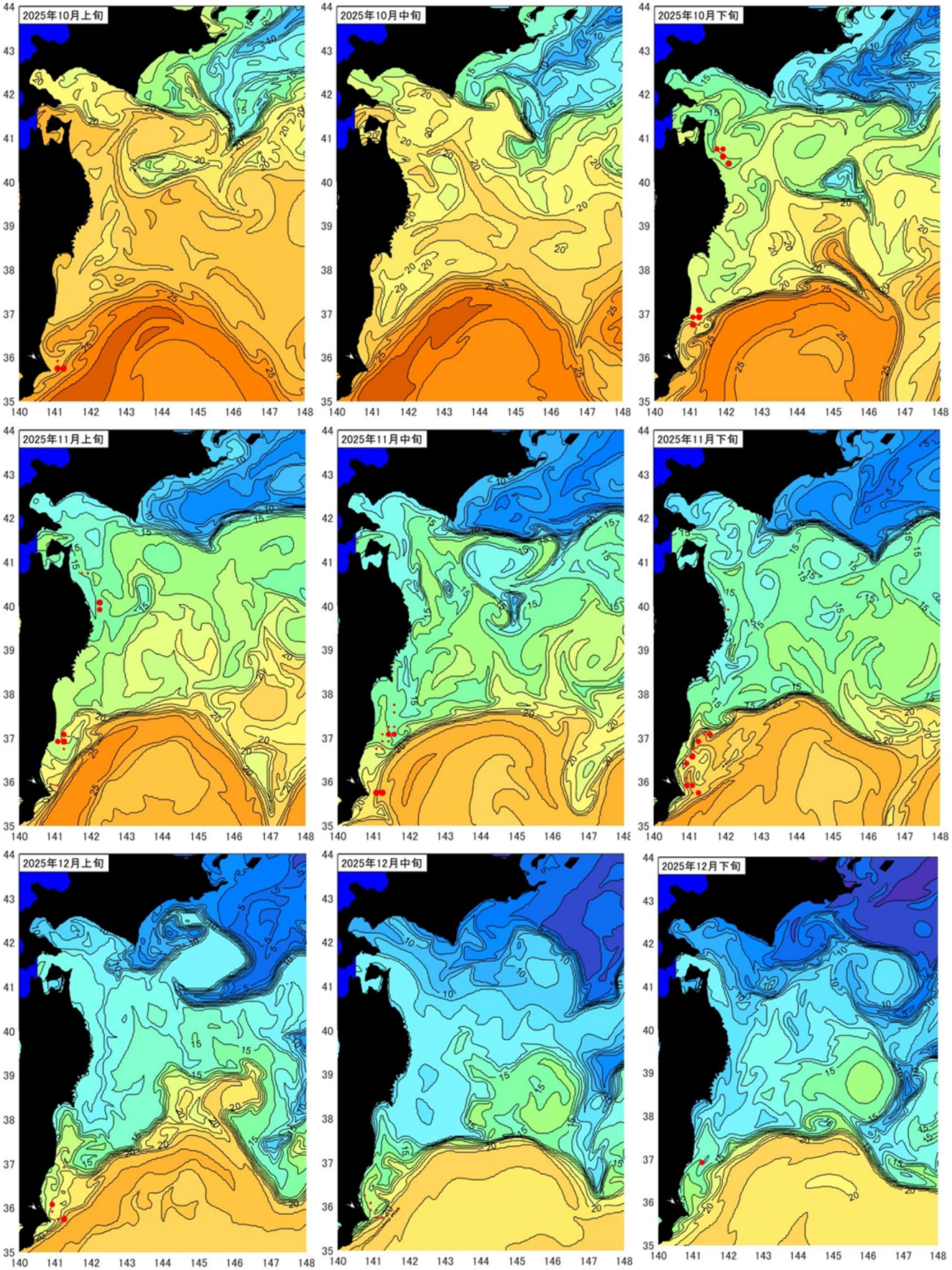


図 4　2025 年 10 月（上段）、11 月（中段）、12 月（下段）における旬別のサバ類漁場位置と表面水温

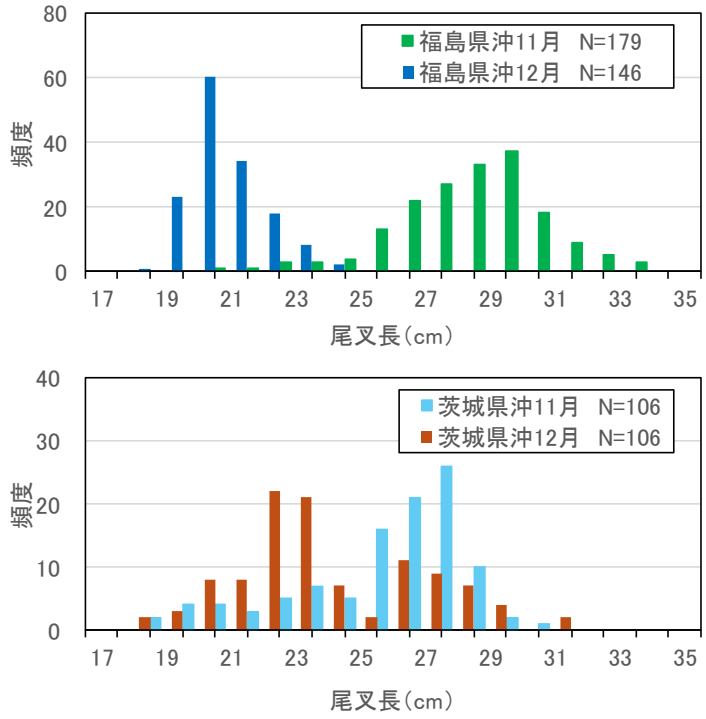


図 5　2025 年 11 月と 12 月におけるマサバ体長組成（JAFIC 測定）

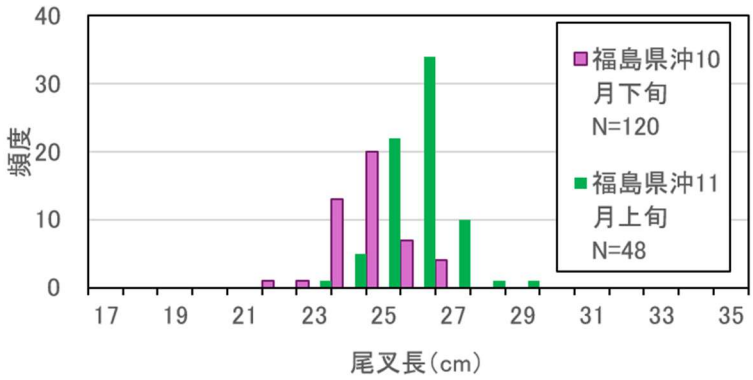


図 6　2026 年 10 月下旬～11 月上旬におけるマサバ体長組成（JAFIC 測定）

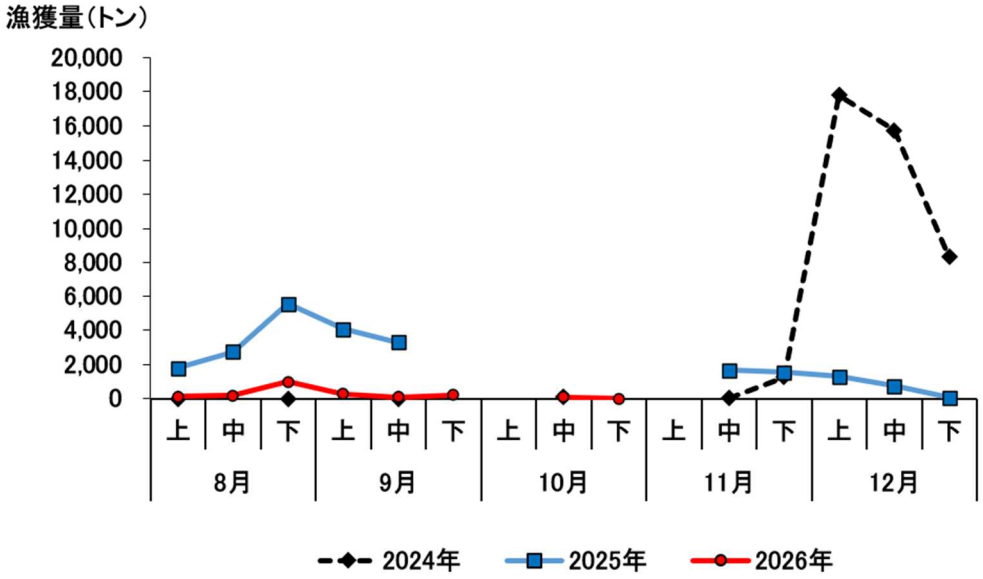


図７　三陸常磐沖操業のまき網による旬別マイワシ水揚量

【参考】

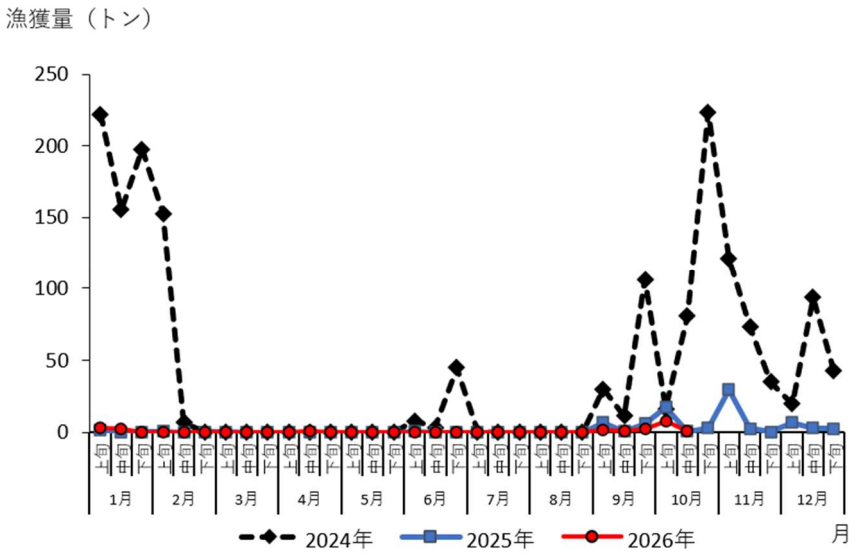


図1　岩手県底曳網による10月中旬までのサバ類水揚量

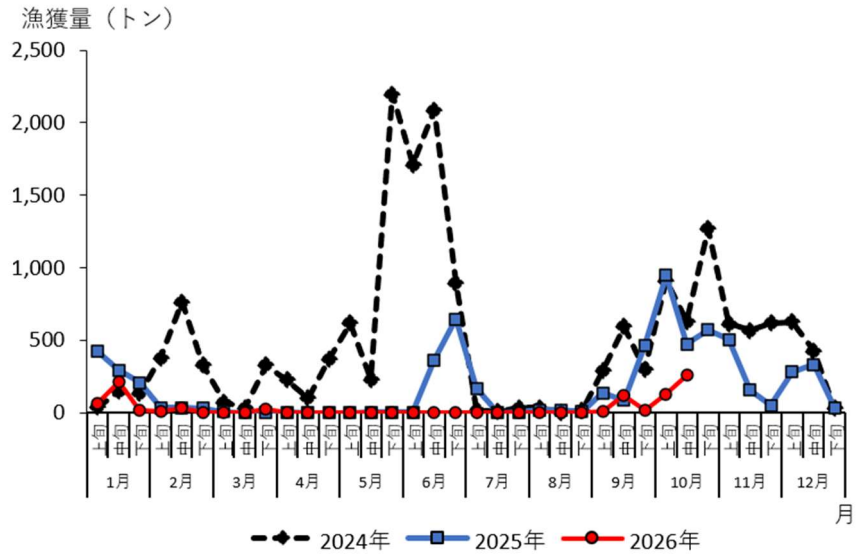
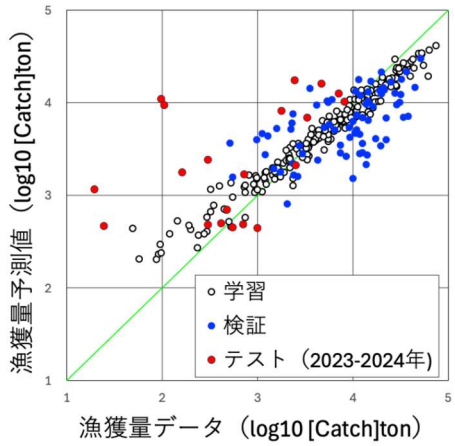


図2　宮城県底曳網による10月中旬までのサバ類水揚量

別紙１

漁獲量の予測手法

1995～2022年におけるまき網漁獲量データと海洋環境データを用いて、１カ月先のサバ類の漁獲量を予測する機械学習モデルを開発した。目的変数（予測因子）は、東北近海（三陸北部～犬吠）においてまき網漁業で漁獲されるサバ類の月別漁獲量とした。説明変数として、マサバの資源量データ、まき網漁業のマサバおよびマイワシ漁獲情報、定置網漁業のサバ類漁獲情報、海洋環境情報（0, 50, 100, 200 m深の水温，黒潮，親潮，津軽暖流の状態を表す指標値，大型植物プランクトン存在比）の月別データを用意した。海洋環境情報は、海況予測システムFRA-ROMS II[(1)]の海洋再解析データおよび人工衛星データを用いた。機械学習モデルはLightGBM（Ke et al., 2017）[(2)]を用い、ベイズ最適化手法を使ったパラメータ調整ソフトOptuna（Akiba et al., 2019）[(3)]によりパラメータ調整を行なった。1995～2022年のデータをモデル構築に利用する教師データとして、乱数によって25%を検証データ、75%を学習データに無作為に分割し、学習データを用いて勾配ブースティングによるモデルの改善を行い、モデル改善に関与しない検証データの予測誤差が最も小さくなるモデルを最終的に利用するモデルとして採用した。さらに、予測のテストケースとして、2023年および2024年のデータによるモデルの精度評価をした。図Aは、まき網漁業による漁獲量データとモデルによって予測された漁獲量の関係である。表Aは図Aで示したデータの相関関係を整理したものである。モデル学習に利用していない、検証データ、テストデータともに、有意な相関性（$p<0.05$）があり、漁獲量を予測できることが示された。1995～2023年の月別サバ類漁獲量の統計量（平均値、標準偏差値）から、月別の平均的な漁獲量レベルを３つに区分（平年を上回る、平年並み、平年を下回る）し、漁獲データとモデル予測値を３区分に分類した場合の区分の一致性（正解率）を検証した。



図A 漁獲量データと漁獲量予測値（モデル）の関係

表A 漁獲量データと漁獲量予測値（モデル）の相関関係

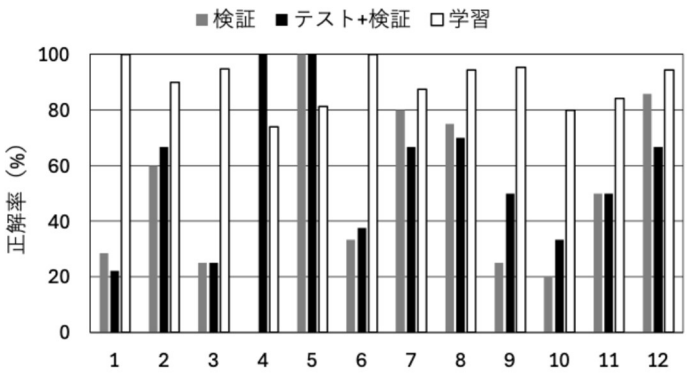
	データ数	相関係数	
学習	222	0.98	**
検証	74	0.59	**
テスト(2023, 2024年)	20	0.46	*
テスト＋検証	94	0.62	**

p<0.01 **
p<0.05 *

表B 漁獲量レベルを３区分とした場合のモデル正解率

	データ数	3区分正解数	3区分正解率（%）
学習	222	191	86.0
検証	74	41	55.4
テスト(2023, 2024年)	20	11	55.0
テスト＋検証	94	52	55.3

表Bは、1～12月について、全季節データの正解率を示したものである。検証データ、テストデータともに正解率は50%を超えていた。また、月別では7月、8月、12月の検証データ、テストデータは正解率が60%以上となり、精度の高い予測が期待できる（図B）。



図B 漁獲量レベルを３区分とした場合の月別のモデル正解率
（横軸の数字は月を示す）

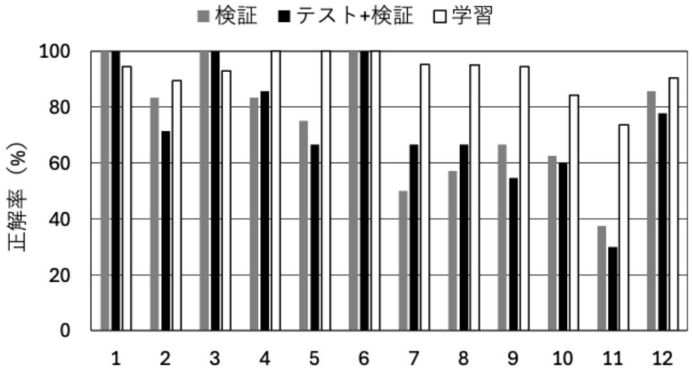
別紙２

漁場の予測手法

別紙１“漁獲量の予測手法”で使用した同様のデータを用い、１カ月先のサバ類の主となる漁場海域を予測する手法を開発した。東北近海を４海域（三陸北部、三陸南部、常磐、犬吠）に区分し、サバ類の主漁場を推定する機会学習手法による分類モデルを構築した。機械学習モデルの構築方法は、別紙１と同様でモデルはLightGBM(2)、パラメータ調整はOptuna(3)を用いた。モデルは、月別に４海域について漁場となる確率を出力し、その内、最も確率が高くなる海域を主漁場と予測することになる。表Cは1月から12月まで、全季節データの正解率を示したものである。検証データ、テストデータともに正解率は60%を超えていた。また、月別では1月～6月、12月の検証データ、テストデータは正解率が60%以上となり、高精度の予測が期待できる（図C）。

表C ４海域区分の主漁場予測のモデル正解率

	データ数	正解数	正解率（%）
学習	222	204	91.9
検証	74	54	73.0
テスト(2023,2024年)	20	12	60.0
テスト＋検証	94	66	70.2



図C 月別の主漁場予測のモデル正解率
（横軸の数字は月を示す）

＜参考文献（別紙１、別紙２）＞

(1) FRA-ROMSII：国立研究開発法人水産研究・教育機構により開発された海況予測システム

(2) Ke G., Meng Q., Finley T., Wang T., Chen W., Ma W. et al. (2017). “LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree,” in Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, (Long Beach, CA), 3149-3157.

(3) Akiba T., Sano S., Yanase T., Ohta T., and Koyama M. (2019). “Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework,” in Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, (Anchorage, AK), 2623-2631.

参　画　機　関

地方独立行政法人　北海道立総合研究機構 水産研究本部 釧路水産試験場 地方独立行政法人　青森県産業技術センター 水産総合研究所 岩手県水産技術センター 宮城県水産技術総合センター 福島県水産海洋研究センター 茨城県水産試験場 千葉県水産総合研究センター	国立研究開発法人　水産研究・教育機構 水産資源研究所 （取りまとめ機関） 一般社団法人 漁業情報サービスセンター