

令和 5（2023）年度ホッケ道北系群の資源評価 沖合底びき網漁業の 1 歳標準化 CPUE について

概要

データ	北海道小樽根拠沖合底びき網漁船の詳細な漁獲記録報告
対象	1 網あたりのホッケ漁獲量 (kg/網)
データの利用可能な期間	2016 年 9 月～2023 年 6 月（6 月半ば～9 月半ばは禁漁）
標準化に使用した期間	2016 年 9 月～2023 年 6 月
データの抽出	全レコード（2,392）を使用し、小樽沖底の上半期、下半期の年齢別と資源計算に用いている体重を使用して年齢別漁獲量を算出し、その組成を用いてホッケ漁獲量から 1 歳漁獲量を抽出した。
使用した統計ソフト・パッケージ	R (ver. 4.3.1) において”glmmTMB”、”MuMIn”“DHARMa”パッケージを使用した。
統計モデル	デルタ型一般化線形混合モデル
候補とした主効果	有漁確率モデル： 年、月、船、漁区、水深、水温、水温の二乗項 有漁 CPUE モデル： 年、月、船、漁区、水深、水温の二乗項
最終モデルの選択方法	AICc 法
選択された説明変数	有漁確率モデル： 年、月、船、漁区、水深 有漁 CPUE モデル： 年、月、船、漁区、水深
年トレンドの抽出方法	有漁確率モデルと有漁 CPUE モデルで、漁期年（暦年）の年齢の交互作用について最小二乗平均 (lsmean) を算出し、それらを掛け合わせることで年齢別の年トレンドを抽出した。
標準化の結果	全体的な傾向は 2020 年までは全年齢ノミナルと大きく変わらないものの、2021 年以降の傾向は異なる。全年齢ノミナルで 2020～2022 年は横ばいで推移したのち 2023 年は減少したが、1 歳ノミナル CPUE は 2020 年から 2023 年にかけて減少した。1 歳 CPUE の標準化を行う上で漁獲された水温や深度、漁区、船の効果を加えることにより、1 歳標準化 CPUE は、1 歳ノミナル CPUE と比べて 2021 年および 2022 年はほぼ変わらなかったが、2023 年はノミナル CPUE のように減少はせず、横ばいで推移した。

1. 背景

ホッケ道北系群は、沖合底引き網漁業（以下、沖底という）および沿岸漁業により漁獲さ

れている。2011 年までは沖底による漁獲が道北系群全体の漁獲量の 7 割近くを占めていたが、資源量の減少にともなう 2012 年下半年期以降の自主規制の導入により、2015 年以降の沖底の占める割合は 2～5 割となっている。近年の沖底漁業における自主規制では 0 歳魚の漁獲を控える動きがあることから、沖底による 0 歳魚の漁獲を前提とした加入状況の実態把握は難しくなっている。そこで、1 歳魚を漁獲対象としている小樽根拠の沖底漁船の資源評価期間の翌年上半年期までの 1 歳魚の漁獲情報に着目し、その CPUE を資源評価における前年の加入量に対応した資源量指標値としている。

ホッケの漁獲実態をより詳細に把握するため、小樽根拠の沖底漁船に詳細な漁獲報告の提出および水温・水深を 30 分ごとに記録するよう設定したデータロガー（DST-milli、STAR ODDI 社）の漁具への取り付けを依頼し、2016 年下半年期漁期（9 月）から 2023 年漁期終了（6 月）までの詳細な操業データが得られた。漁獲時期・漁区、漁船、漁獲水温や水深などの違いは、単位努力量当たり漁獲量（CPUE）の解釈に影響すると考えられるため、CPUE を資源解析に用いるにあたり、資源の年変動以外の情報を除去する「標準化」処理を行った。

2. 方法

〔データの抽出〕

（1）使用したデータ

漁獲量・漁獲努力量のデータとして、2016 年下半年期漁期開始の 9 月中旬から 2023 年上半年期終了の 6 月中旬までの小樽根拠の沖底船から得られた 3 隻分の操業記録（2,392 件）を用いた。提出された漁獲報告に記載された操業データ（緯度・経度、漁区、漁獲水深、網数、ホッケの漁獲量、ロガー番号）とデータロガーから抽出した水深、水温データを合わせることで、各船の操業ごとの位置、漁区、水深、水温、ホッケの漁獲量および努力量を得た。

（2）年別・半期別（2016～2022 年）および月別（2023 年）の 1 歳魚の漁獲割合を用いた操業ごとの 1 歳魚漁獲量の抽出

2016～2023 年の半期別および月別の小樽沖底年齢別漁獲尾数と年齢別体重を用い、年齢別体重（令和 5（2023）年度ホッケ道北系群の資源評価 補足表 2-2）を掛け合わせることで、各年齢の漁獲重量を算出し、1 歳の漁獲量と合計漁獲量から 1 歳魚の割合を計算した。なお、ここで用いている年齢別体重（2016～2022 年）は、年齢-体長および体長-体重の関係式（高嶋ほか 2013）を用いて各年齢で基準となる 7 月 1 日（0 歳については 10 月 1 日）の体重を求め、年齢別漁獲尾数と年齢別体重を乗じた和がその年の漁獲量と合うように計算されたものであり、資源計算において資源量および産卵親魚量の計算にも用いられているものである。

2016 年～2022 年については、半期別の小樽沖底年齢別漁獲尾数（中央・稚内・網走水産試験場未発表資料）および年別の漁獲物の年齢別体重（令和 5（2023）年度ホッケ道北系群の資源評価、補足表 2-2）を用い、年別・半期別 1 歳魚の占める割合を求めた。

2023 年の上半期については、水研機構および道総研（未発表資料）で収集した漁獲物の年齢、体重、銘柄別漁獲量および 1-6 月の沖底漁獲量を用い、高嶋（2016）の方法に従って月別の小樽沖底の年齢別漁獲尾数を推定した。2023 年の年齢別体重は、上述した補足表 2-2 に示した年齢別体重の過去 5 年（2018～2022 年）の平均体重を用いた。2023 年について

は、月別・年齢別漁獲尾数と年齢別体重を用いて月別・年齢別漁獲量を算出し、2023 年の上半期における月別の 1 歳魚の占める割合を求めた。

漁獲報告の操業ごとの漁獲量と上記で求めた半期別（2016～2022 年）および月別（2023 年 1 月～6 月）の 1 歳魚の占める割合を乗じることにより、その操業の 1 歳漁獲量を便宜的に抽出し、標準化の元データとした。

【標準化モデル】

小樽根拠の沖底船は時期により漁獲主体となる魚種が異なり、操業によりゼロキャッチが生じる場合がある（図 1）。そのため、デルタ型 2 段階モデル（Lo et al. 1992）を標準化に使用した。これは第一段階としてゼロキャッチデータの割合について二項分布を用いた一般化線形混合モデル（GLMM）により推定し、次に第 2 段階として非ゼロキャッチデータに対してガンマ分布を仮定した GLMM を適用し、最終的に非ゼロキャッチデータの割合と非ゼロキャッチ部分の応答変数（有漁 CPUE）を掛け合わせることで標準化 CPUE を得る方法である。デルタ 2 段階モデルは大西洋クロマグロ（Rodríguez-Marín et al. 2003）などの CPUE の標準化で広く使用されている。なお、本データに対し一般化線形モデル（GLM）を用いた場合は、交互作用項における欠損値の影響により主効果のみでモデル化せざるを得ず、その推定はデータへの当てはまりが不十分で妥当な結果が得られなかったため、交互作用にランダム効果を用いた。GLMM は北米の底魚での資源解析等（Thorson et al. 2015）で広く用いられている。

漁獲報告から算出した 1 歳 CPUE は年、月、船、漁区で傾向が異なっており（図 2～図 4）、水温および水深でも漁獲の傾向は異なると考えられる（図 5）。漁獲水深と水温の関係は深いほど水温は低くなる傾向は見られるものの、その傾向は年によって異なると考えられる（図 6）。そのため、フルモデルの説明変数として、第 1 段階、第 2 段階とも年、月、船、漁区、水深、水温データを用い、主効果および交互作用について AICc を用いた変数選択を行い、最終的なモデルとした。なお、年、月、船、漁区はカテゴリカル変数として用いた。第 1 段階では、漁区および年と月の交互作用をランダム効果とし、第 2 段階では、年と月、年と漁区、年と船、月と漁区および月と船についてランダム効果とした。解析には R（ver.4.3.1）のパッケージ、“glmmTMB”、“MUMIn”、“DHARMa”パッケージを使用した。

【結果】

AICc を用いたモデル選択の結果を表 1 に示す。第 1 段階および第 2 段階の最終的な標準化モデルは以下のとおりである；

第一段階：Caught or not $\sim^{\text{logit}}$ Intercept+ Year+ Month+ Ship +depth + (FA) + (Year×Month)
+(Ship×FA) + binomial error

第 2 段階：CPUE $\sim^{\text{log}}$ Intercept+ Year + Month + depth +(Year×Month) + (Year×FA) + (Year
×Ship) + (Month×FA) + (Month×Ship)+ (Ship×FA) +gamma error

ここで、Year は年、Month は月、Ship は船、FA は漁区、depth は漁獲水深である。第 1 段

階および第2段階のモデルで()がついたものはランダム効果として扱ったもので、モデル選択の対象としなかった。

説明変数は、カイ二乗検定によりいずれも有意な効果を持つと考えられた(表2)。第1段階および第2段階において、水温の効果を除いたモデルでAICcが低くなった(表3)。Randomized Quantile Residualsを用いたQQプロット(図7)から残差の正規性等が確認され、また有漁CPUEモデルの予測値と観測値の関係(図8)からも1歳標準化CPUEのモデルとしては妥当であると考えられた。

上記の第1段階と第2段階のモデルで、年ごとの最小二乗平均値(lsmean)を算出し、それを掛け合わせることで1歳標準化CPUEを得た。1歳標準化CPUEは、2022年までは1歳ノミナルCPUEと変動傾向は似ていた(図9)。2022年から2023年にかけては全年齢および1歳のノミナルCPUEは減少傾向であるのに対し、1歳標準化CPUEは横ばい傾向となった。

〔ノミナルCPUEと標準化CPUEに差が生じる要因の確認〕

小樽根拠沖底船のデータから得られた1歳ノミナルCPUEと標準化CPUE(GLMM)の傾向は概ね一致するものの、2023年は差が見られるため(図9)、各説明変数の中でどの水準が影響を与えるかを調べる方法を検討し(詳細についてはFRA-SA2022-SC09-105参照のこと)、月、小海区に対するノミナルCPUEと標準化CPUE(予測値から年効果以外を除去して年の効果を取り出した指標)の差とサンプリング割合(その年の変数内の水準でサンプルされたデータの割合)を図10～図11に示した。これらの図により、それぞれの説明変数における影響力の高い水準を確認することが可能である。2016～2023年について、ノミナルCPUEと標準化CPUEの差の大きい小海区について調べたところ(図11、表4)、2023年は、小海区18といった平均密度が低い小海区で比較的大きな努力量がかけられており、また、小海区20や17といった平均密度が非常に低い小海区でも漁獲されていることによりノミナルCPUEは低くなるが、標準化によりそれらの効果が補正されることにより標準化CPUEは高くなると考えられた(表4～5)。2023年は、マダラやスケトウダラの漁獲のため、2022年までと比べて広く漁場を利用する傾向が見られ(添付資料)、ホッケの密度が低い漁場での漁獲も行われたためにノミナルCPUEは低くなったが、標準化によりそれらの効果が補正されることにより、標準化CPUEは高い値となり、ノミナルCPUEと標準化CPUEに差が生じたと考えられる。

3. 引用文献

- Rodríguez-Marín, E., H. Arrizabalaga, M. Ortiz, C. Rodríguez-Cabello, G. Moreno, and L.T. Kell (2003) Standardization of bluefin tuna, *Thunnus thynnus*, catch per unit effort in the baitboat fishery of the Bay of Biscay (Eastern Atlantic). ICES J. Mar. Sci., **60** (6), 1216-1231.
- 高嶋孝寛 (2016) ホッケ道北系群資源の評価手法構築に関する研究. 博士論文, 北海道大学.
- Thorson, J. T., A O. Shelton², E. J. Ward, and Hans J. Skaug (2015) Geostatistical delta-generalized linear mixed models improve precision for estimated abundance indices for West Coast groundfishes. ICES J. Mar. Sci., **72**, 1297-1310.

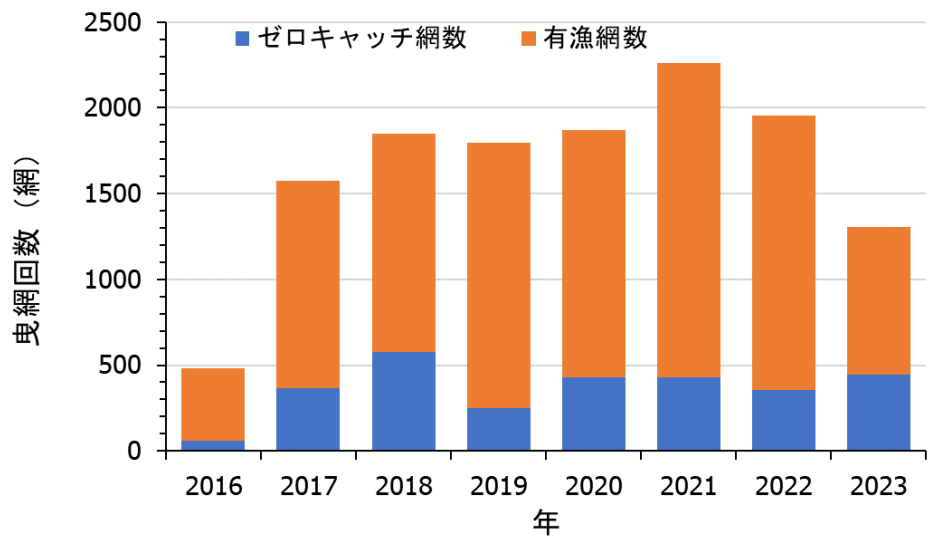


図 1. 小樽根拠の沖底漁船の漁獲報告から得られたホッケ有漁網数とゼロキャッチ網数の推移（2016 年は下半期のみ、2023 年は上半期のみ）

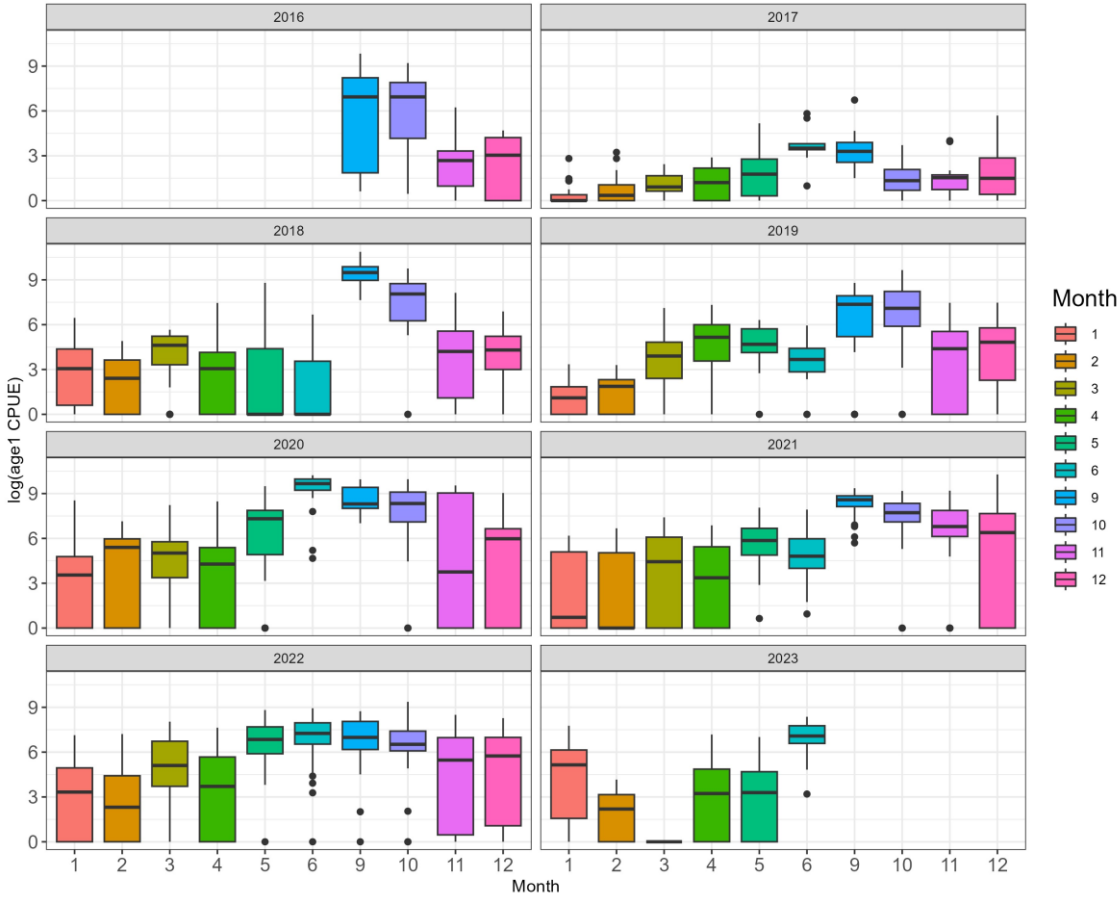


図 2. 年（2016～2023 年）および月（1～6 月、9～12 月）別の 1 歳 CPUE の推移（7-8 月は禁漁期）

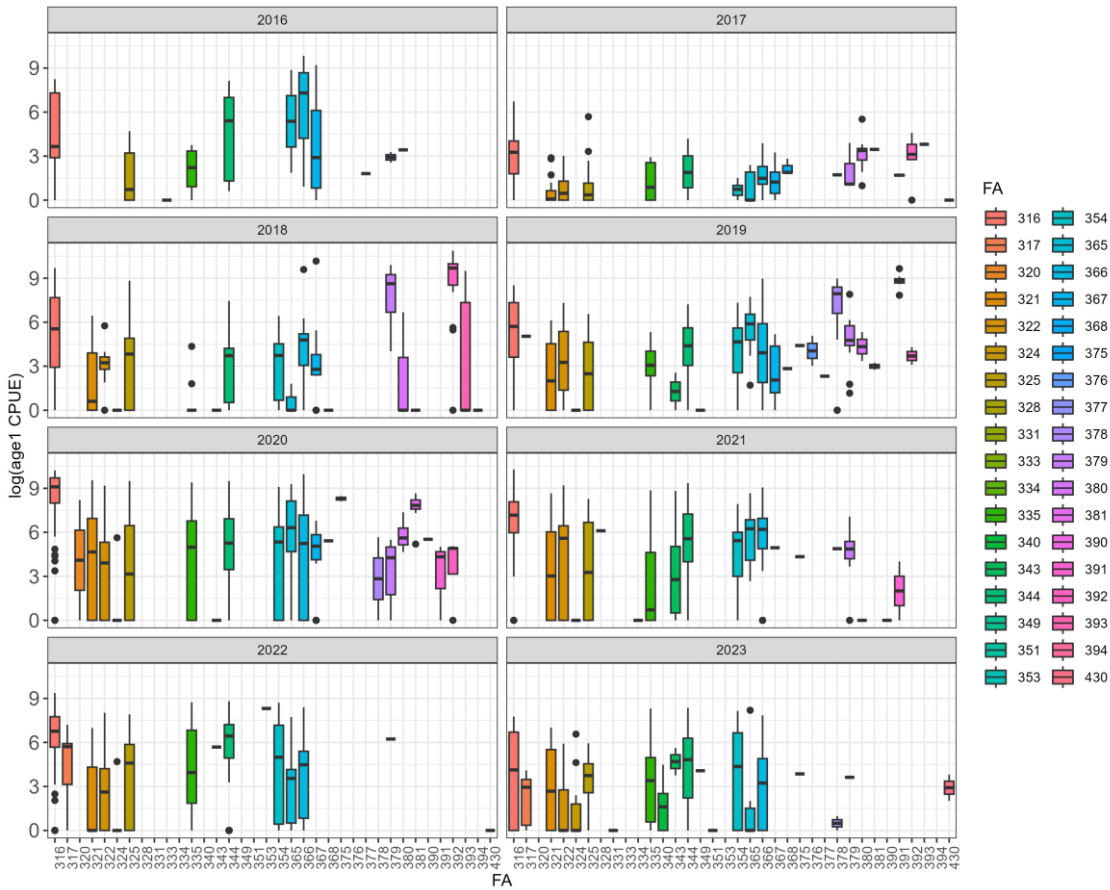


図 3. 年（2016～2022 年）および漁区ごとの 1 歳 CPUE の推移

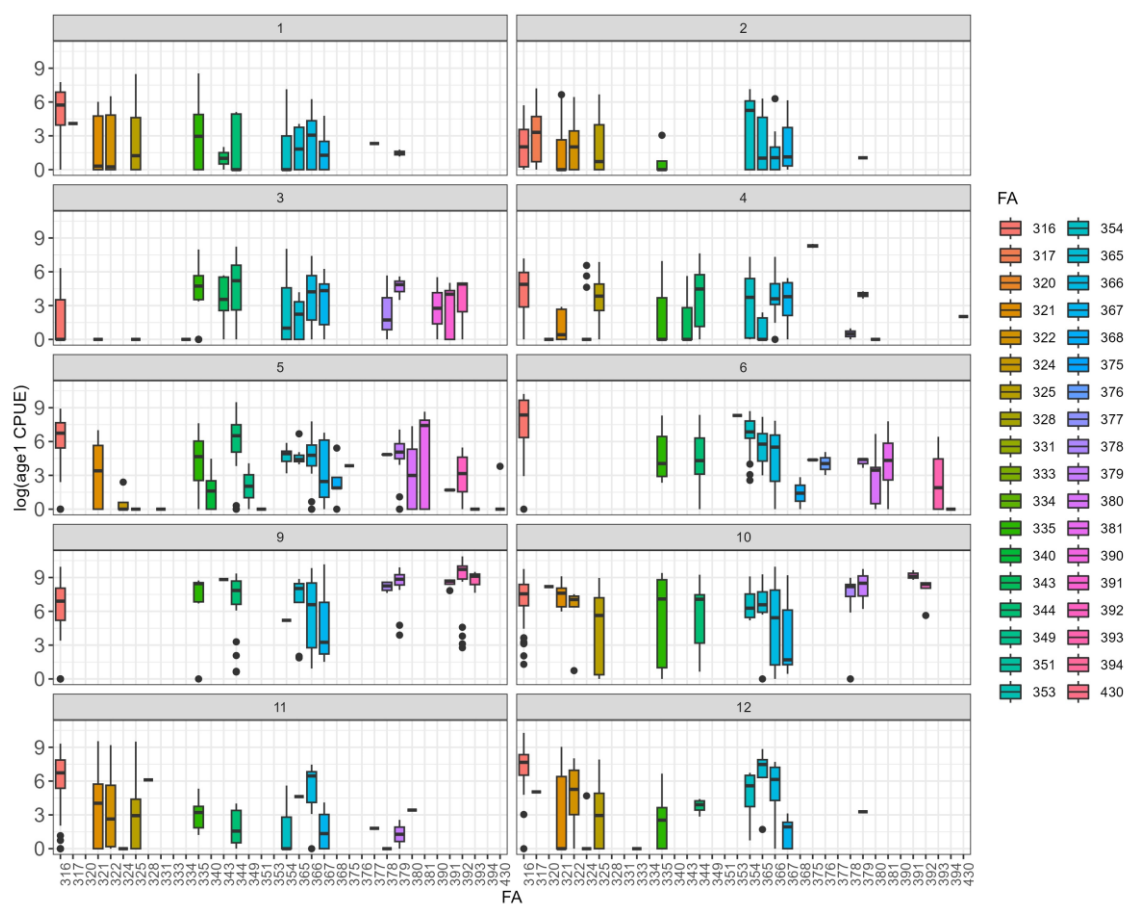


図 4. 月（1～6 月、9～12 月）および漁区ごとの 1 歳 CPUE の推移

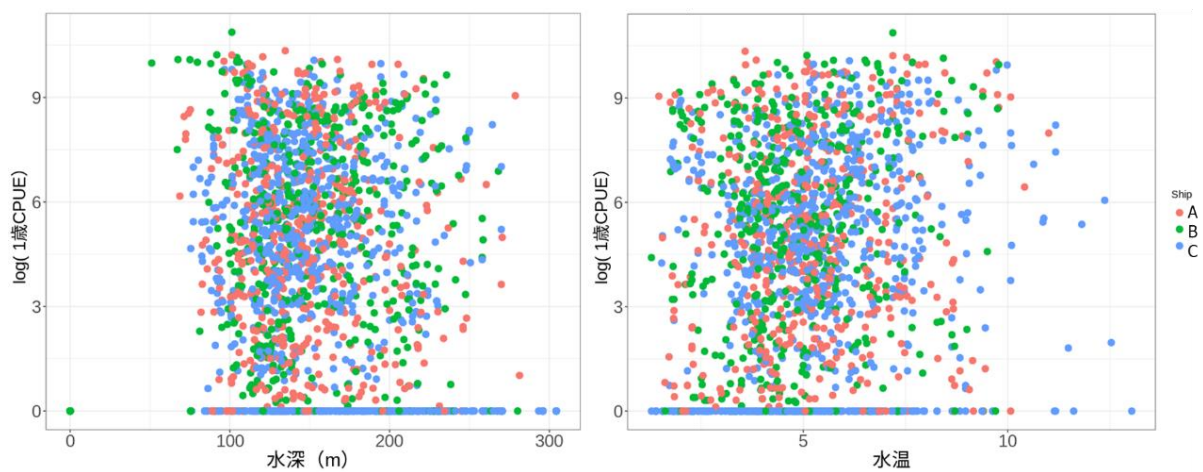


図 5. 漁獲水深（左）および水温（右）と 1 歳 CPUE の関係
データは 3 隻の船別（A～C）に示した。

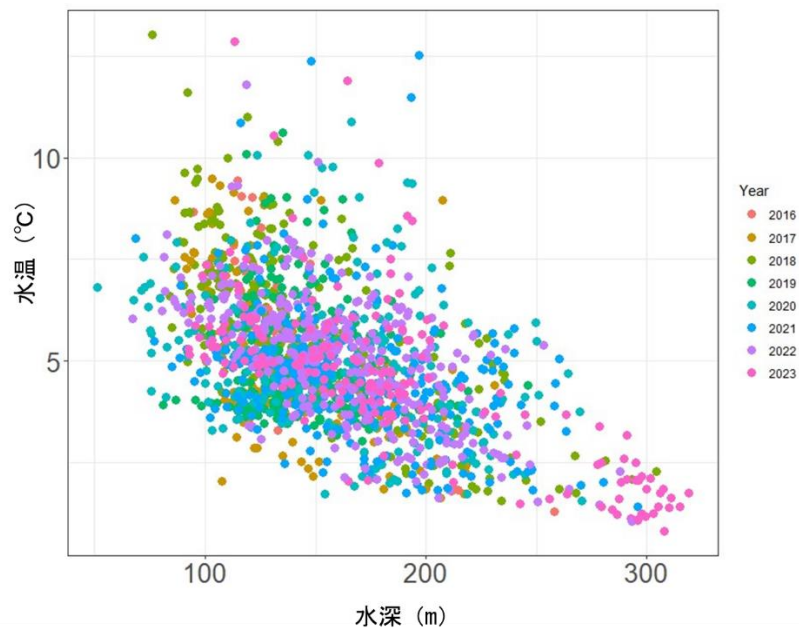


図 6. 漁獲水深と水温の関係

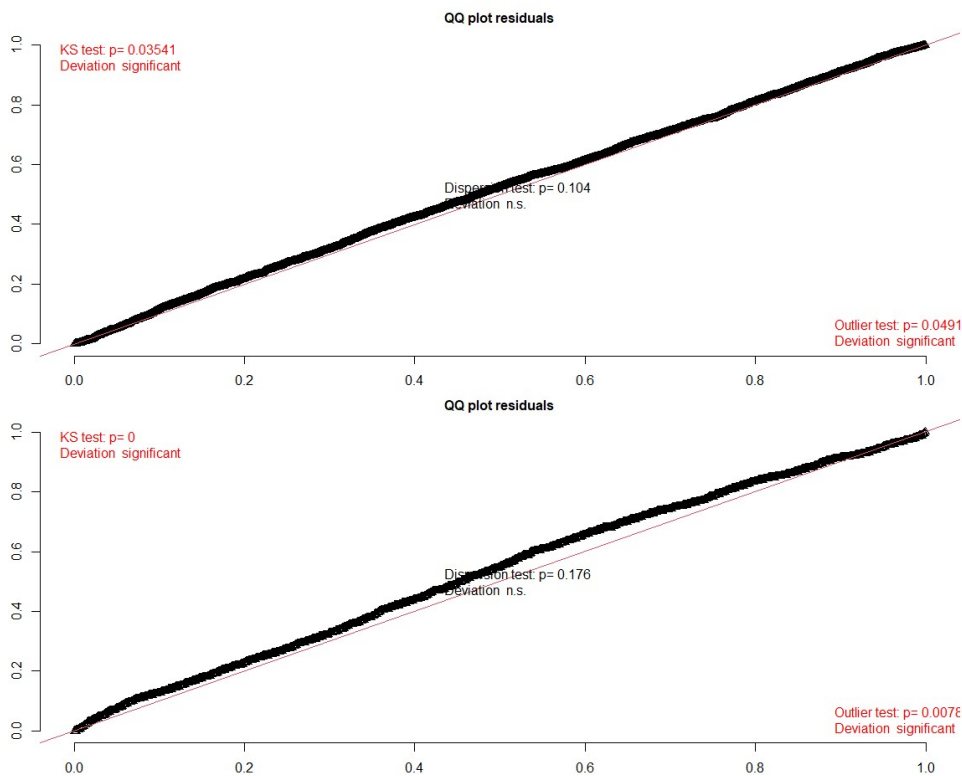


図 7. 今回採用したモデルの残差 (Randomized Quantile Residuals) の QQ プロット
 上は第 1 段階、下は第 2 段階のモデルの残差。図の縦軸は残差の値、横軸は残差の期待値

を示す。

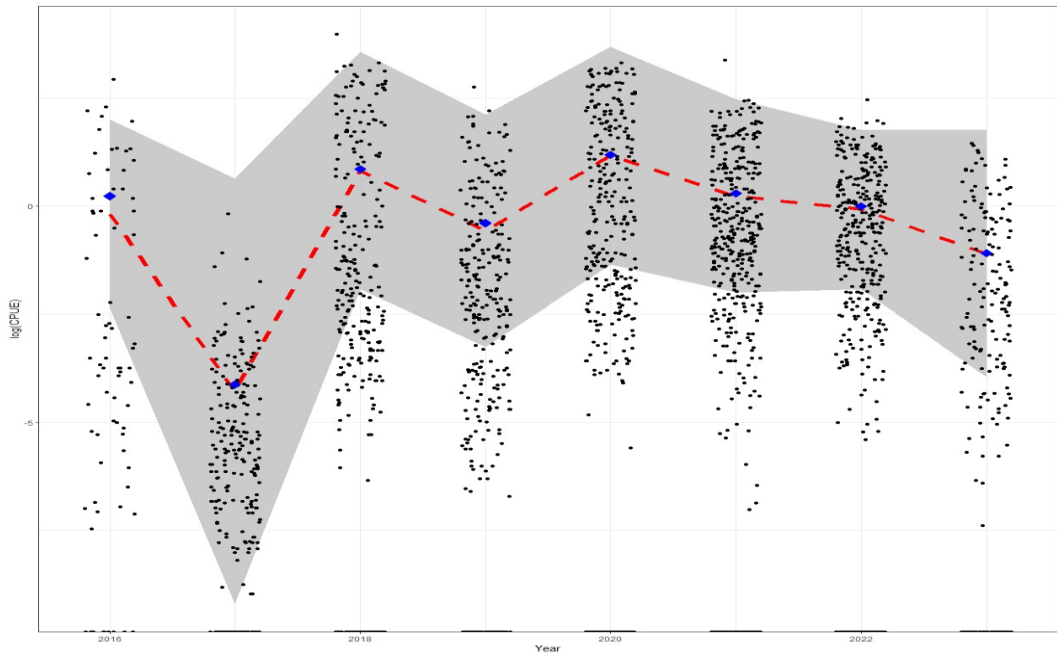


図 8. 有漁 CPUE の年ごとの観測値（黒点）、観測値の平均値（青点）、標準化モデルによる予測値（赤破線）および 95%信頼区間（灰色）

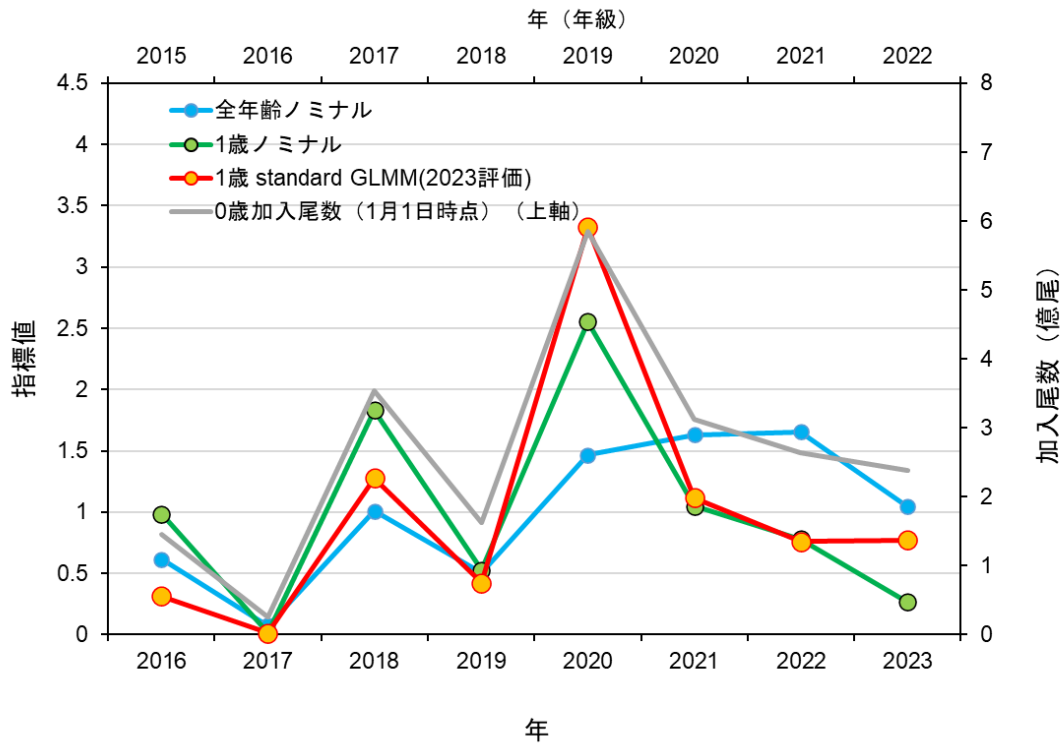


図 9. 漁獲報告のノミナル CPUE と標準化 CPUE の比較

赤色が 1 歳標準化 CPUE (GLMM)、青色が全年齢ノミナル CPUE、緑色が 1 歳ノミナル CPUE である。参考として GLM による 1 歳標準化 CPUE を茶色の点線で、0 歳加

入尾数（1月1日時点、上軸）を灰色破線で示した。

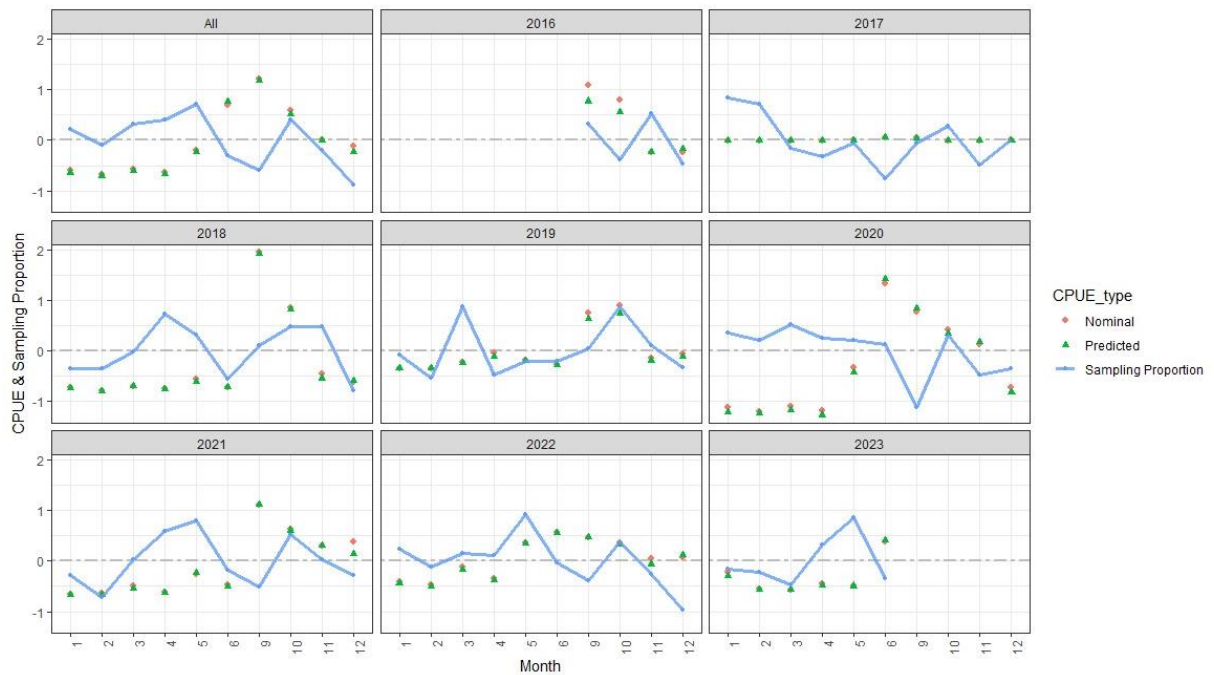


図 10. 年ごと月ごとのノミナル CPUE、予測 CPUE（1 歳 GLMM 標準化モデルにより予測される CPUE）、標準化指標（予測値から年効果以外を除去して年の効果を取り出した指標）とサンプリング割合（その年に占めるデータ割合）の比較

ALL は全年の集計値であり、他の効果は平均した上で Month の主効果と Year : Month の交互作用を見ていることに対応する。ノミナル CPUE と予測 CPUE の差が残差を示す。縦軸の 0 は標準化指標値（年効果）に対応し、それより高ければ高密度、低ければ低密度であることを示す。青線は平均サンプルサイズが 0 として示されており、0 より高い（低い）場合は平均サンプリング強度が高い（低い）ことを示す。高密度海域（低密度海域）で比較的サンプリング強度が高いとノミナル CPUE は高め（低め）になる。

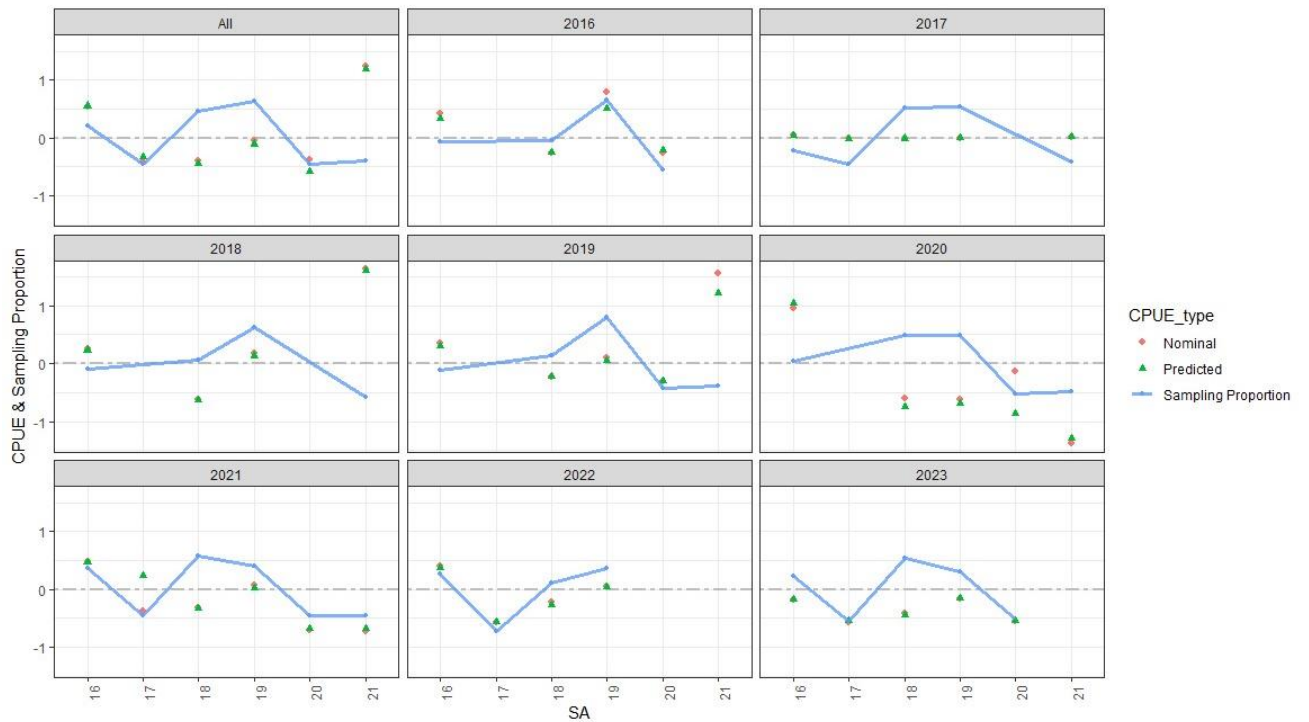


図 11. 年ごと小海区ごとのノミナル CPUE、1 歳 GLMM 標準化モデルにより予測される CPUE)、標準化指標（予測値から年効果以外を除去して年の効果を取り出した指標）とサンプリング割合（その年に占めるデータ割合）の比較

ALL は全年の集計値であり、他の効果は平均した上で小海区の主効果と Year : SA の交互作用を見ていることに対応する。縦軸の 0 は標準化指標値に対応し、それより高ければ高密度、低ければ低密度であることを示す。青線は平均サンプルサイズが 0 として示されており、0 より高い（低い）場合は平均サンプリング強度が高い（低い）ことを示す。高密度海域（低密度海域）で比較的サンプリング強度が高いとノミナル CPUE は高め（低め）になる。

表 1. 標準化モデルの選択における AIC の結果および推定値

第1段階

主効果の選択	AIC	logLik	deviance	df.resid
depth + Month + Ship + Year	1569.5	-761.7	1523.5	2369

Random effect

Conditional model:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
FA	(Intercept)	0.191	0.437
Year:Month	(Intercept)	1.651	1.285
Ship:FA	(Intercept)	0.353	0.594
Number of obs: 2392, groups: FA, 36; Year:Month, 70; Ship:FA, 84			

Conditional model:

	Estimate	Std. Erroe	z value	Pr(> z)
(Intercept)	5.469	1.181	4.629	<0.0001 ***
Year2017	-0.255	1.057	-0.241	0.8097 **
Year2018	-0.739	1.050	-0.704	0.4814 .
Year2019	0.018	1.044	0.017	0.9861
Year2020	0.068592	1.0522	0.065	0.9480 ***
Year2021	0.574	1.053	0.545	0.5854 **
Year2022	0.277	1.052	0.263	0.7926 **
Year2023	-0.665	1.155	-0.575	0.5650 .
Month2	-0.25446	0.73523	-0.346	0.7293
Month3	-0.063311	0.746765	-0.085	0.9324
Month4	0.237554	0.741166	0.321	0.7486
Month5	1.542968	0.772155	1.998	0.0457 *
Month6	2.598166	0.862486	3.012	0.0026 **
Month9	3.538	0.968	3.655	0.0003 ***
Month10	2.268	0.797	2.845	0.0044 **
Month11	0.643	0.770	0.836	0.4032
Month12	0.625	0.774	0.808	0.4193
depth	-0.004183	0.0008904	-4.697	<0.0001 ***
ShipB	-0.051	0.370	-0.137	0.8913
ShipC	-3.199	0.334	-9.592	<0.0001 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				

第2段階

主効果の選択	AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
depth + Month + Ship + Year	657	805.8	-301.5	603	1802

Random effect

Conditional model:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Year:Month	(Intercept)	0.628	0.792
Year:FA	(Intercept)	0.237	0.487
Year:Ship	(Intercept)	0.281	0.530
Month:FA	(Intercept)	0.234	0.484
Month:Ship	(Intercept)	0.018	0.136
Ship:FA	(Intercept)	0.009	0.097

Number of obs:1829, groups: Year:Month, 69; Year:FA, 133;

Year:Ship, 24; Month:FA, 142; Month:Ship, 30; Ship:FA, 73

Dispersion estimate for Gamma family (sigma^2): 0.977

Conditional model	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-3.3137125	0.7180327	-4.615	<0.0001 ***
Year2017	-2.3458333	0.7147277	-3.282	0.0010 **
Year2018	1.19639	0.7181944	1.666	0.0957 .
Year2019	0.5787746	0.7129492	0.812	0.4169
Year2020	2.8908613	0.7171432	4.031	<0.0001 ***
Year2021	1.959881	0.7171045	2.733	0.0063 **
Year2022	1.9437603	0.71966	2.701	0.0069 **
Year2023	1.3862233	0.7858391	1.764	0.0777 .
Month2	-0.2916349	0.5172007	-0.564	0.5728
Month3	0.4040218	0.5282564	0.765	0.4444
Month4	0.8237027	0.5112772	1.611	0.1072
Month5	1.1488529	0.5044217	2.278	0.0228 *
Month6	1.9904986	0.5166178	3.853	<0.0001 ***
Month9	3.6151399	0.5247551	6.889	<0.0000 ***
Month10	2.9595869	0.5130952	5.768	<0.0001 ***
Month11	1.7453528	0.5270667	3.311	<0.0002 ***
Month12	2.2221795	0.5251836	4.231	<0.0003 ***
depth	-0.0041825	0.0008904	-4.697	<0.0004 ***
ShipNittoumaru	0.4759081	0.2896819	1.643	0.1004
ShipShinsei	-0.300949	0.2909039	-1.035	0.3009

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

表 2. ANOVA 表 (TypeII)

第1段階

Anova table (type II)

	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
depth	83.6368	1	< 2.2e-16 ***
Month	34.5604	9	0.000 ***
Ship	134.8147	2	< 2.2e-16 ***
Year	5.6214	7	0.585

第2段階 Anova(gamma.model)

Anova table (type II)

	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
depth	22.0644	1	0.000 ***
Month	101.712	9	< 2.2e-16 ***
Ship	7.5155	2	0.0233 *
Year	94.6155	7	< 2.2e-16 ***

表 3. 第 1 段階と第 2 段階のモデルを組み合わせた AICc

rank	n	第1段階	loglik _bino m	第2段階	loglik_g amma	loglik _total	AICc
		formula_binom		formula_gamma			
1	2392	depth + Month + Ship + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-762	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2226
2	2392	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-761	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2228
3	2392	depth + Month + Ship + temp + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-762	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2228
4	2392	depth + Month + Ship + temp + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-761	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2230
5	2392	depth + Ship + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2243
6	2392	depth + Ship + temp + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2245
7	2392	depth + Ship + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2245
8	2392	depth + Ship + temp + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2247
9	2392	depth + Month + Ship + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-762	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2228
10	2392	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-761	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2230
11	2392	depth + Month + Ship + temp + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-762	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2230
12	2392	depth + Month + Ship + temp + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-761	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1063	2232
13	2392	depth + Ship + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2245
14	2392	depth + Ship + temp + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2247
15	2392	depth + Ship + I(temp^2) + Year + (1 FA) + (1 Year:Month) + (1 Ship:FA)	-779	depth + Month + Ship + I(temp^2) + Year + (1 Year:Month) + (1 Year:FA) + (1 Year:Ship) + (1 Month:FA) + (1 Month:Ship) + (1 Ship:FA)	-301	-1080	2247

表4 a) 2016～2023年のノミナルCPUEと標準化CPUEの差を生じさせる小海区の候補、
 b) 標準化CPUE (standard) とノミナルCPUE (nominal) および a) で示した乖離を生じさせる小海区の水準を除外した場合のCPUEの期待値の変化
 a) 乖離を生じさせる小海区として、最左列が最も影響が大きく、右列へ進むに従って影響は小さくなる。b) ノミナルCPUEからa)で示した差を生じさせる小海区をstep1～step4という段階ごとに除外した時のCPUEの期待値の変化を示す。例えば2023年はノミナルCPUEが0.338であるのに対し、算出した標準化CPUEは0.771とあるが、最も影響の大きい18海区の水準を除いてCPUEの期待値を計算すると0.431に、さらにそこから20海区の水準を除くと0.464に、17の水準を除くと0.490に、16海区の水準を除くと0.512と標準化CPUEの0.771に近づくことが分かる。

a)

年	小海区 (SA)				
2016	19	20	16		
2017	21	17	16	18	
2018	21	16	18		
2019	-21	-16	-20	-18	
2020	-21	-20	-18	-16	
2021	-17	-20	-21	-16	-18
2022	-16	-17	-18		
2023	-18	-20	-17	-16	

b)

年	standard	nominal	step1	step2	step3	step4	step5
2016	0.314	1.259	0.490	0.504	0.019	1.414	
2017	0.013	0.016	0.016	0.016	0.008	0.012	
2018	1.280	2.341	1.337	1.137	1.734		
2019	0.422	0.674	0.512	0.419	0.427	0.573	
2020	3.324	3.262	3.335	3.340	4.599	1.344	
2021	1.118	1.339	1.341	1.346	1.353	0.884	1.282
2022	0.759	0.995	0.672	0.675	0.867		
2023	0.771	0.338	0.431	0.464	0.490	0.512	

表5 表4で示した各年における小海区ごとのサンプルサイズ、ノミナル CPUE、予測 CPUE、ノミナル CPUE と標準化 CPUE の差
データ期間である 2016～2023 年について示す。各年共通して、濃いオレンジ色が最も影響の大きい小海区を示し、薄いオレンジ色が2番目を示す（表4aと対応する）。例えば直近年の2023年は密度が低い18と言った小海区で比較的大きな努力量がかけられた事がノミナル CPUE を低くしていると考えられる。

a) 2016年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	17	1.017	0.829	0.429
18	18	0.019	0.025	-0.254
19	42	1.917	1.195	0.798
20	1	0.005	0.057	-0.268

b) 2017年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	29	0.074	0.058	0.058
17	4	0.000	0.000	-0.013
18	108	0.005	0.004	-0.008
19	110	0.012	0.011	-0.002
21	8	0.029	0.031	0.015

c) 2018年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	71	1.928	1.878	0.250
18	83	0.222	0.201	-0.623
19	127	1.734	1.610	0.182
21	34	10.638	10.466	1.630

d) 2019年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	45	1.010	0.920	0.346
18	76	0.120	0.129	-0.239
19	159	0.573	0.492	0.101
20	5	0.054	0.046	-0.299
21	9	5.800	3.777	1.565

e) 2020年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	77	10.264	11.164	0.957
18	134	1.358	1.053	-0.606
19	134	1.344	1.177	-0.612
20	3	2.796	0.822	-0.130
21	8	0.084	0.191	-1.383

f) 2021年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	132	2.439	2.348	0.485
17	1	0.447	1.664	-0.381
18	167	0.552	0.511	-0.311
19	139	1.282	1.162	0.075
20	2	0.038	0.062	-0.713
21	2	0.027	0.072	-0.724

g) 2022年

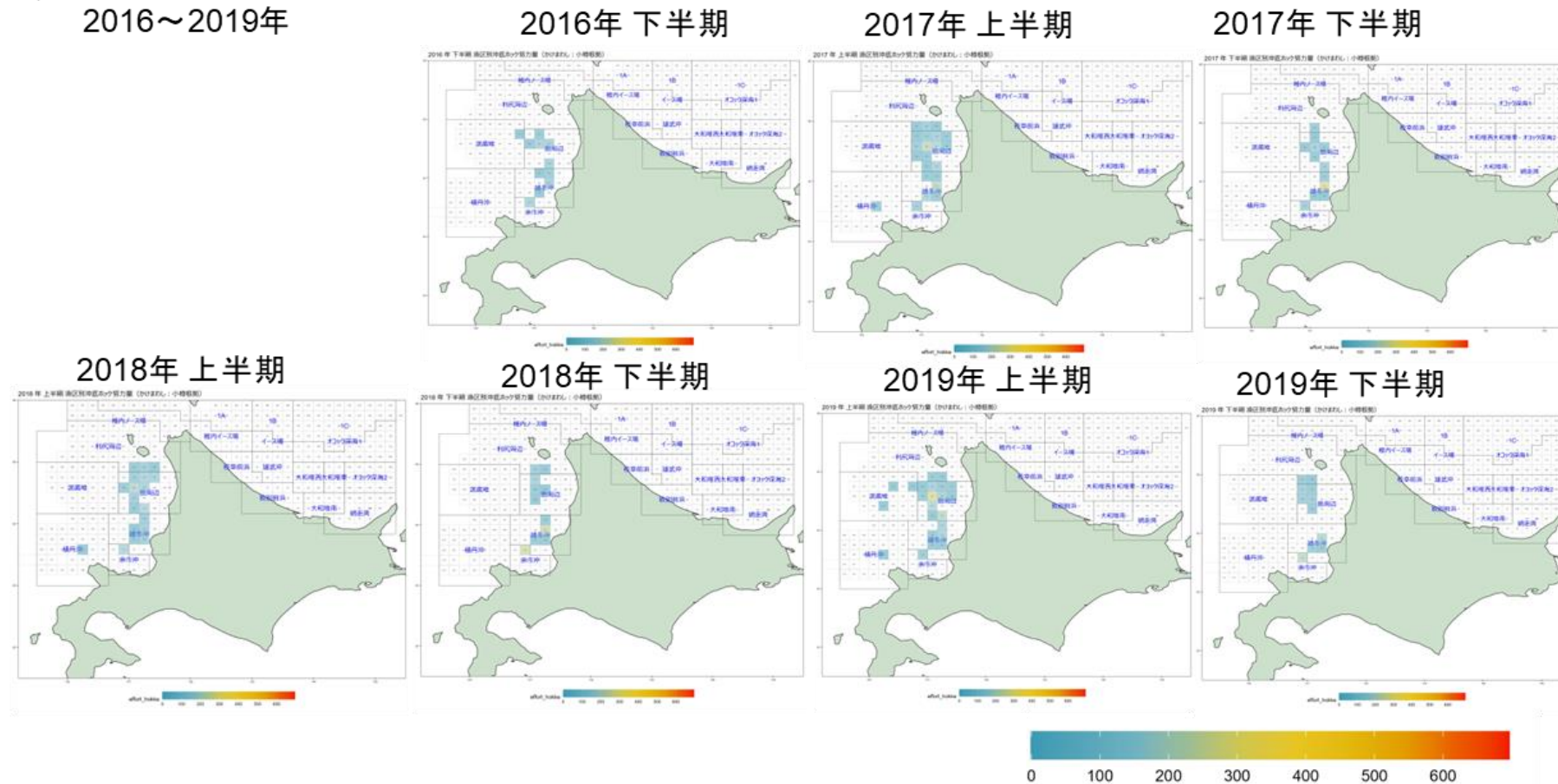
小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	135	1.621	1.528	0.399
17	1	0.000	0.000	-0.565
18	113	0.423	0.345	-0.212
19	148	0.867	0.840	0.060

h) 2023年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
16	67	0.466	0.498	-0.189
17	8	0.006	0.018	-0.566
18	90	0.174	0.123	-0.411
19	73	0.512	0.518	-0.158
20	12	0.019	0.029	-0.553

添付資料 小樽根拠の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）の2016～2023年の半期別漁獲努力量およびCPUE

a) 漁獲努力量
2016～2019年



a) 漁獲努力量（続き）

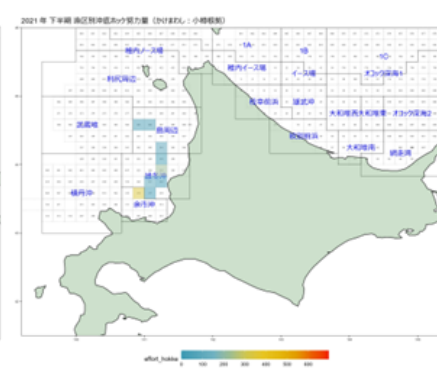
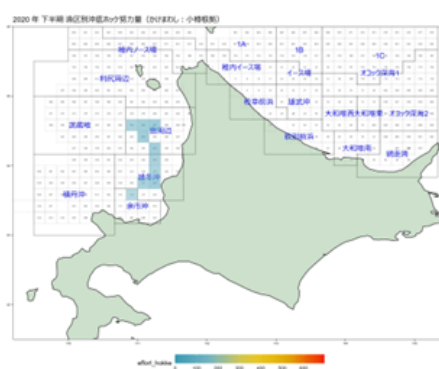
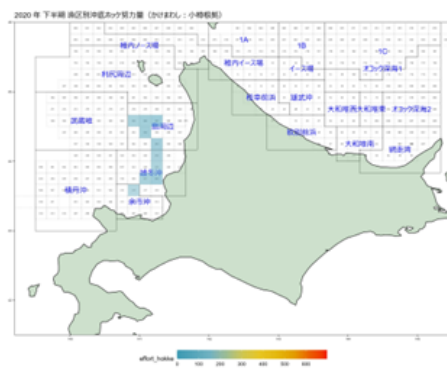
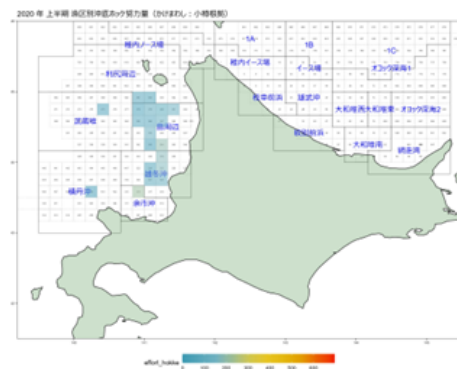
2020~2023年

2020年 上半期

2020年 下半期

2021年 上半期

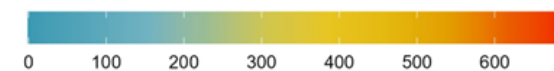
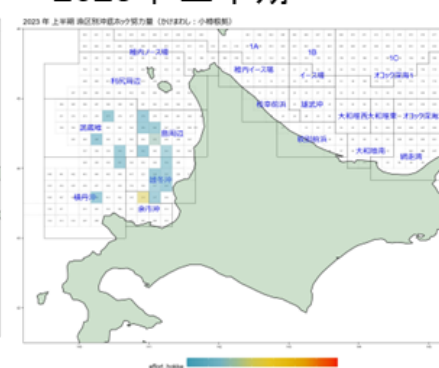
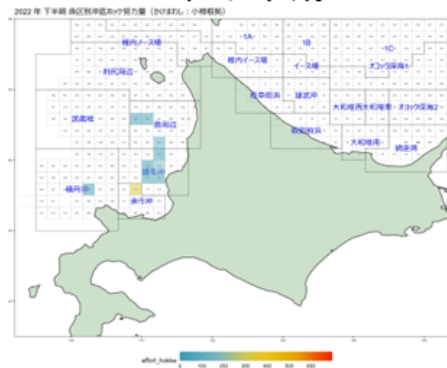
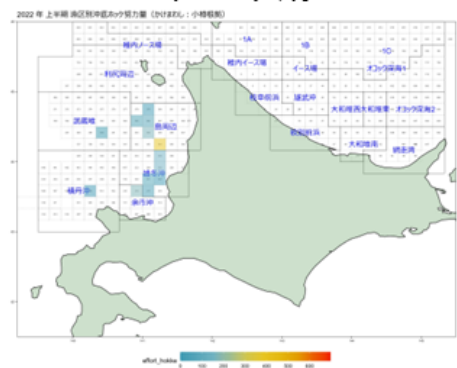
2021年 下半期



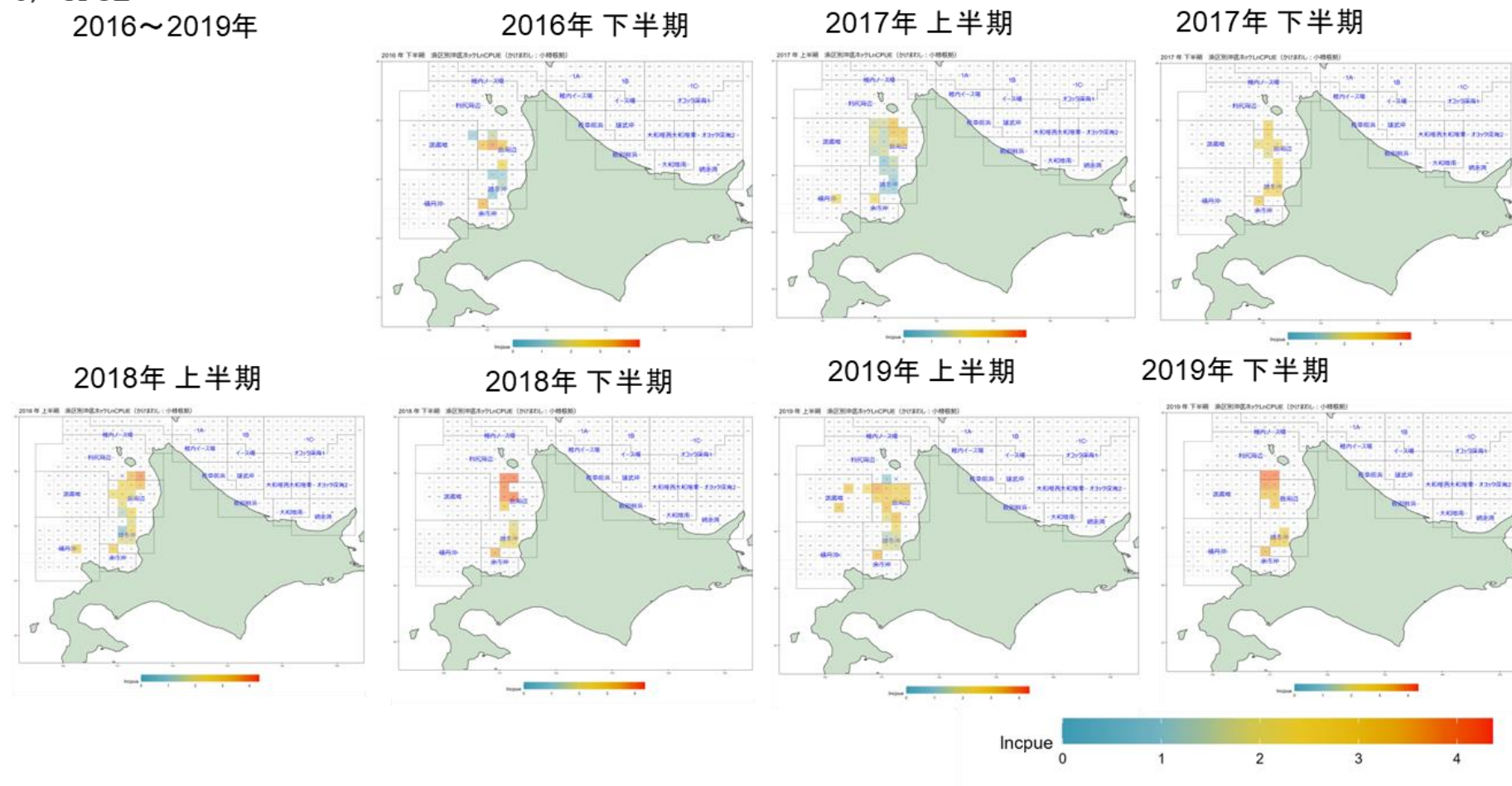
2022年 上半期

2022年 下半期

2023年 上半期

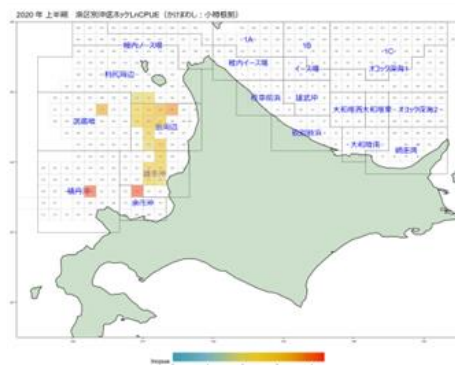


b) CPUE
2016～2019年

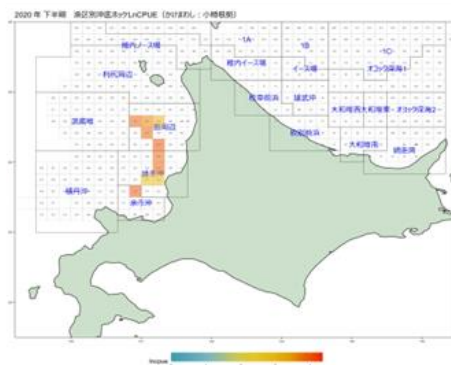


b) CPUE (続き)
2020~2023年

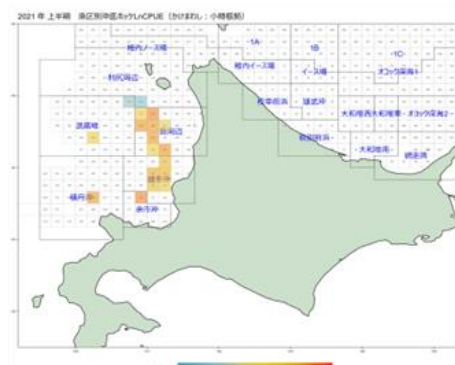
2020年 上半期



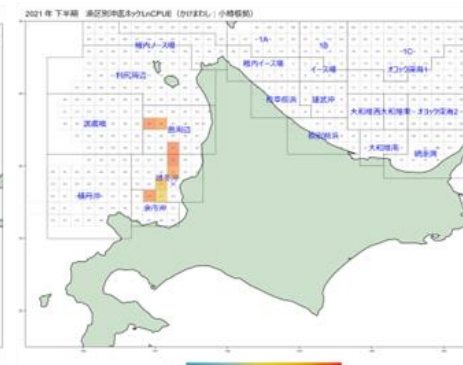
2020年 下半期



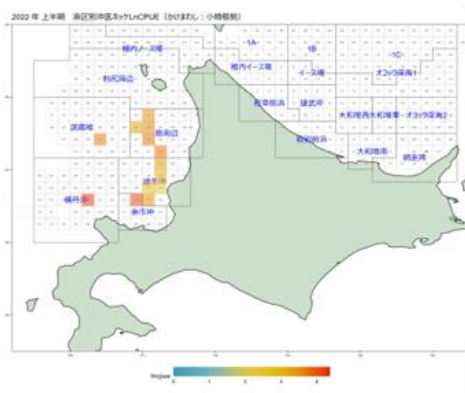
2021年 上半期



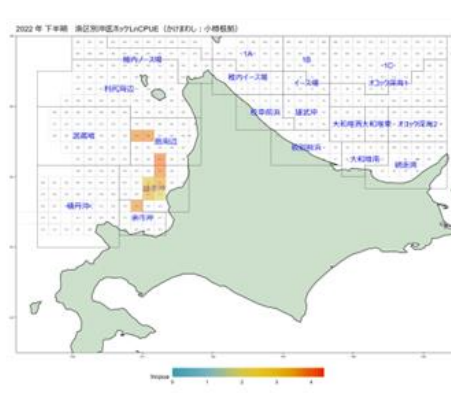
2021年 下半期



2022年 上半期



2022年 下半期



2023年 上半期

