

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標準化 CPUE について

概要

データ	北海道沖合底びき網漁獲成績報告書（日別・船別・漁区別データ）
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	1997 年 1 月～2022 年 12 月
標準化に使用した期間	1997 年 1 月～2022 年 12 月
データの抽出	全レコード（108,691）のうち、北海道日本海における本資源を漁獲対象とするかけまわし漁法のデータ（42,354 レコード）を標準化に使用した。
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	一般化線形混合（GLMM）モデル
候補とした主効果	年、月、根拠地
最終モデルの選択方法	AICc を用いた総当たり法
選択された主効果	年、月、根拠地
年トレンドの抽出方法	年以外の効果を除去して最小二乗平均（lsmean）を算出し、標準化 CPUE の年トレンドを抽出した。
標準化の結果	本年度から北海道日本海のかげまわし船のデータを用いた沖底標準化 CPUE（デルタ 2 段階法 GLMM、以下日本海沖底 GLMM とする）へと変更した。日本海沖底 GLMM の傾向は、2017 年以降増加傾向を示し、2018 年、2020 年に大きくなった。日本海かけまわしのノミナル CPUE と傾向は大きく変わらないものの、2021 年から 2022 年にかけて、ノミナルでは増加したのに対し、標準化 CPUE は減少となった。昨年度使用していた全データを用いたデルタ 2 段階法の沖底標準化 CPUE は近年低い値で横ばい傾向を示しているのに対し、日本海かけまわし GLMM では 2017 年以降 2020 年にかけて増加傾向を示している。

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 年下半期以降の自主管理の導入により、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管理では若齢魚の漁獲を控える動きがあり、また、漁獲される他魚種との関わりもあり、使用する漁区の変化が生じている。沖底 CPUE を資源解析に用いるにあたり、漁獲月・漁区、漁船などの違いは、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、資源の年変動以外の情報を調整して除去する「標準化」処理を行った。

2022 年度は、近年沖底漁業では操業されない漁区が増加し、ホッケの漁獲が見られない“ゼロキャッチ”データも生じていることから、“ゼロキャッチ”と“非ゼロキャッチ”とを段階を踏んで標準化処理できるデルタ 2 段階モデル（Lo et al. 1992）を標準化手法として用

いた。その際、年や月、海域や漁船の根拠地等により漁獲のされ方や漁区の利用のされ方が異なることを考慮するため、第1段階、第2段階のモデルにおいて年、月、船、漁区のそれぞれについて1次の交互作用を用いた。これらの交互作用にはランダム効果を用いることで、一般化線形モデルではデータの欠損により扱えなかった交互作用を考慮した。

一方、2022年度の資源評価で用いた沖底標準化CPUEについて、近年はオホーツク海での漁獲の減少が大きく、日本海とオホーツク海では漁獲量が大きく異なること、デルタ型2段階モデルではゼロキャッチデータを考慮するため、近年漁獲が極端に減っているオホーツク海などの操業されない漁区の影響を大きく受け、自主管理による資源量の増加を資源量指標値として反映できていないことなどの懸念が示され、標準化手法の再検討が課題となった。そのため、北海道根拠の沖底の日別船別漁区別の漁獲成績報告書（以下、沖底漁積）について使用するデータの再検討を行った上で、本系群の漁獲の主体をなす日本海かけまわし漁法のデータを用いることとし、昨年度同様デルタ2段階型の一般化線形混合モデル（GLMM）による標準化を行った。

2. 方法

(1) 使用したデータ

漁獲量・漁獲努力量のデータとして沖底漁獲成績報告の1997年から2022年までの日別漁区別船別データ（108,691件）を用い、日本海、オホーツク両海域のかけまわし漁法（以下かけまわしとする）およびオッタートロール漁法（以下オッターとする）による漁獲量全体に占めるホッケの割合を調べた。両海域のオッターによるホッケの漁獲量割合は2016年以降極端に少なくなっていることから（図2b）、標準化には用いないこととした。かけまわしにおけるホッケの割合も減少していることが見てとれるが（図2a）、日本海およびオホーツク海の海域間で漁獲量に占めるホッケの割合を比較したところ、日本海では1990年代と比べて大きくは変わらないのに対し、オホーツク海では近年極端に減少していた（図3）。また、各操業の漁獲物に対象資源が占める割合（占有率）の順に年ごとに漁獲量を累積したグラフの形から狙いの有無を判断する手法（Biseau 1998）を用い、漁業データからホッケの「狙い」の傾向を確認したところ、日本海では右下に凸の狙い傾向が見られるのに対し、オホーツクでは年代によって傾向が異なり、近年は左上に凸の混獲傾向が強くなっていた（図4）。以上より、オホーツク海のかけまわしはホッケの漁獲割合が急減し、狙い傾向も日本海のかげまわしとは異なることから、今年度の標準化モデルでは日本海のかげまわし漁法のデータ（42,354件）を使用することとした。

(2) 標準化モデル

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5）。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。第1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を得た。デルタ型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。昨年度に引き続き GLMM を用いて交互作用項にランダム効果を用いることで、操業が月および漁区により変化すること等の交互作用を標準化モデルに含めることを実現した。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沖底 CPUE は年、月、船、漁区、漁船の根拠地で傾向が異なっており（図 6～図 9）、年や月により漁区の利用状況は異なると考えられる。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、根拠地、船、漁区データを用い、主効果について AICc を用いた総当たり法による変数選択を行い、最終的なモデルとした。なお、年、月、根拠地、船、漁区はカテゴリカル変数として用い、船、漁区および年と月、年と漁区、年と船、月と漁区、船と漁区の交互作用を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 および表 3 に示す。最終的な標準化モデルは以下のとおりである；

第 1 段階：Caught or not $\sim \text{logit} \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Chiki} + (\text{Ship}) + (\text{FA}) + (\text{Year} \times \text{Month}) + (\text{Year} \times \text{FA}) + (\text{Year} \times \text{Ship}) + (\text{Month} \times \text{FA}) + (\text{Ship} \times \text{FA}) + \text{binomial error}$

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

ここで、Year は年、Month は月、Chiki は船の根拠地、Ship は船、FA は漁区である。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）。モデルの選択では、フルモデルが選択された。DHARMA 残差を用いた QQ プロットは逸脱が見られたが（図 10）、ランダム効果を考慮せず QQ プロットを作成するという DHARMA パッケージの仕様によるところもあり、これだけの評価では判断が難しい（参考：<https://github.com/florianhartig/DHARMA/issues/43>）。ランダム効果の取り扱いについては、今後、検討を進めたい。モデルの予測値と観測値の関係（図 11、図 15）からは標準化 CPUE のモデルとしては妥当であると考えられた。

上記のモデルで、年ごとの最小二乗平均値（lsmean）を算出して沖底標準化 CPUE（GLMM）を得た。今年度算出した標準化 CPUE（2023 評価使用モデル_日本海かけまわしデルタ 2 段階_GLMM）と、昨年度使用した全データを用いた 2 段階デルタ法による標準化 CPUE（2022 年評価使用モデル_デルタ 2 段階_GLMM）を比較した。いずれの CPUE も全体的な変動傾向は似ているものの、2012 年以降は 2022 年評価使用モデルで総じて低くなった。2020 年以降はその差が顕著になり、2022 年評価使用モデルでは低い値で推移しているのに対し、2023 年評価使用モデルでは 2020 年にかけて増加し、その後は若干減少しているも

のの高い水準で推移している（図 12）。

[ノミナル CPUE と標準化 CPUE に差が生じる要因の確認]

日本海かけまわしデータを用いた場合、ノミナル CPUE と標準化 CPUE（GLMM）の傾向は概ね一致するものの、2020 年や 2022 など差が見られる年があったため（図 12）、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 13～図 14 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。過去 5 年（2018～2022 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 13、表 4）、近年は、小海区 16、19 といった平均密度が高い小海区で比較的大きな努力量がかけられているため、ノミナル CPUE は高くなるが、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 は低くなると考えられる（表 4～5、図 15）。特に 2022 年は、近年平均密度が高い傾向がある 16 海区に加え、22 や 19 海区の密度が 2020 年や 2021 年と比べると高く、それらの海区で比較的大きな努力量がかけられていたためにノミナル CPUE は高くなったが、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 は低い値となり、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.
- Thorson, J. T., A O. Shelton, 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.
- 岡村 寛・森田晶子 水準が CPUE 標準化に与える影響の大きさの評価（2022） FRA-SA2022 -SC05-105

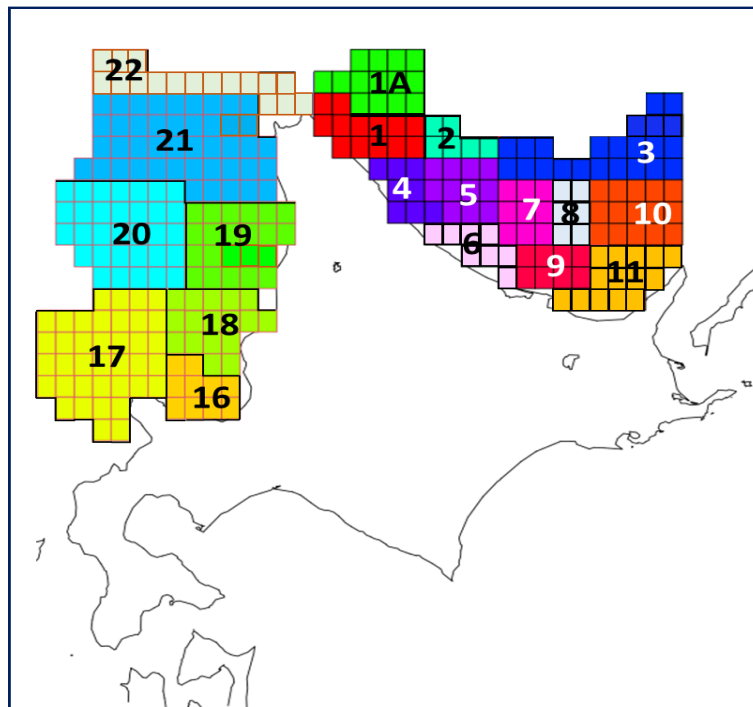


図 1. 沖底漁獲成績報告の小海区 (SA)

それぞれの小海区 (SA) の小さいマス目が漁区 (FA) を表し、標準化モデルでは漁区を用いた。

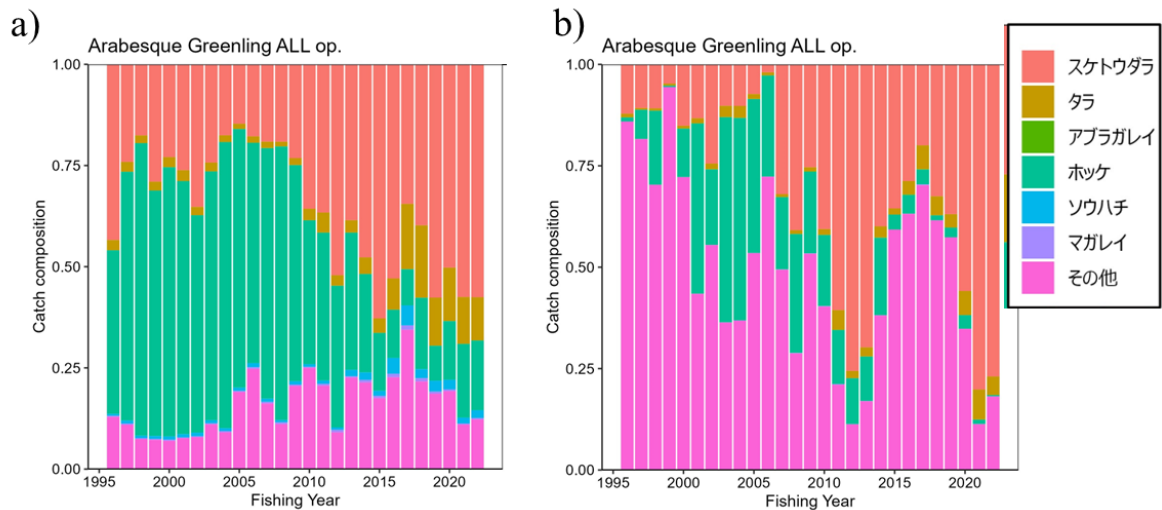


図 2. 北海道日本海およびオホーツク海におけるかけまわし漁法とオッタートロール漁法の漁獲量に占めるホッケの漁獲量の割合

a) かけまわし、b)オッターを示し、オッターでは特に近年ホッケの漁獲量に占める割合が急激に減少している。

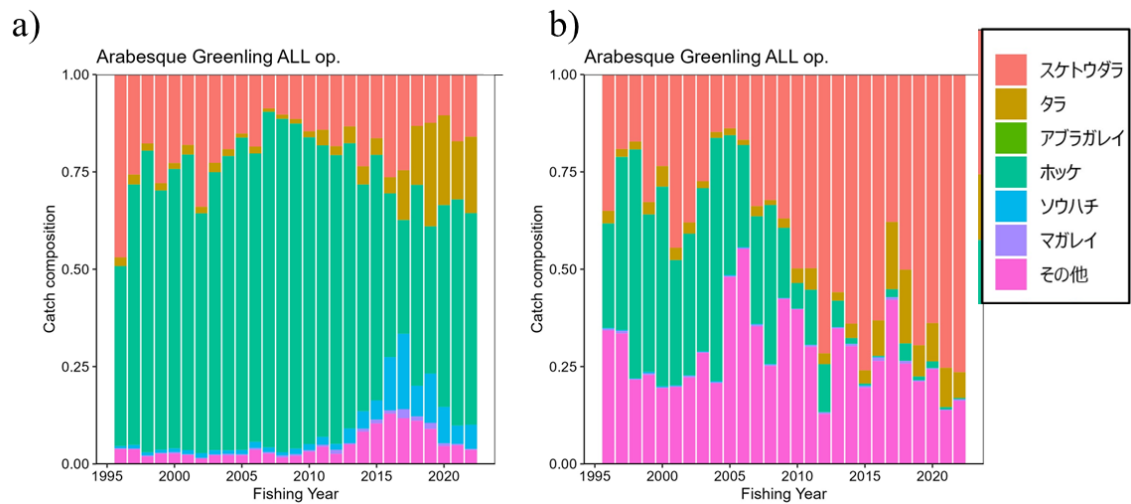


図 3. 北海道日本海およびオホーツク海におけるそれぞれの海域のかけまわしの漁獲量に占めるホッケの漁獲量の割合

a)北海道日本海、b)オホーツク海を示し、オホーツク海では特に近年ホッケの漁獲量に占める割合が急激に減少している。

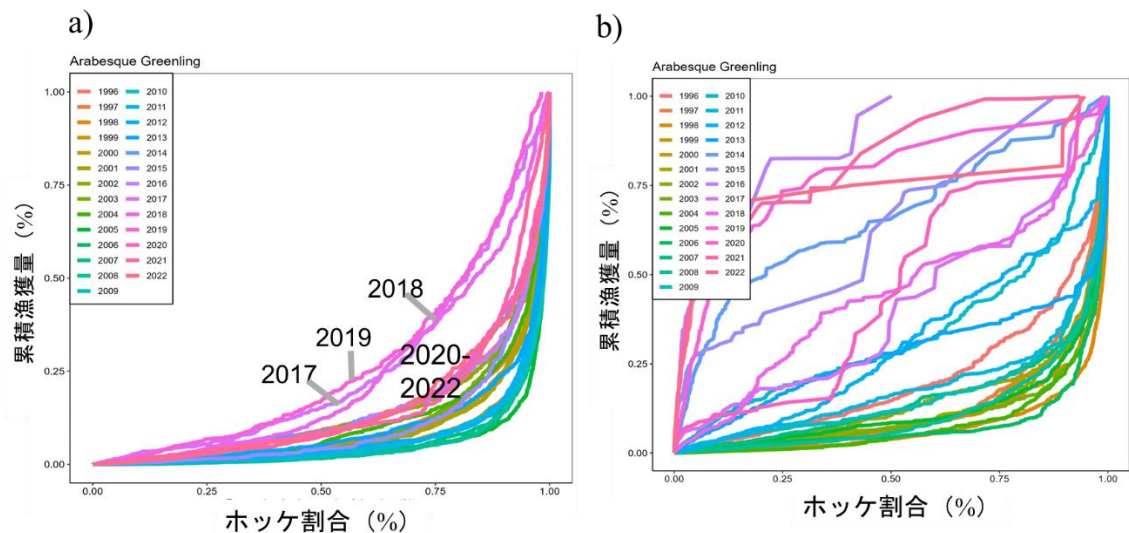


図 4. 北海道日本海およびオホーツク海における沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）を対象とした Biseau (1998) の手法によるホッケの漁獲傾向（狙い）の判別

a) 北海道日本海、b) オホーツク海を示し、各操業の漁獲物にホッケが占める割合（占有率）の順に年ごとに漁獲量を累積した。グラフ形状が左上に凸であるほど混獲魚種である傾向が強く、右下に凸であるほど多獲魚種である傾向が強いと考えられている。

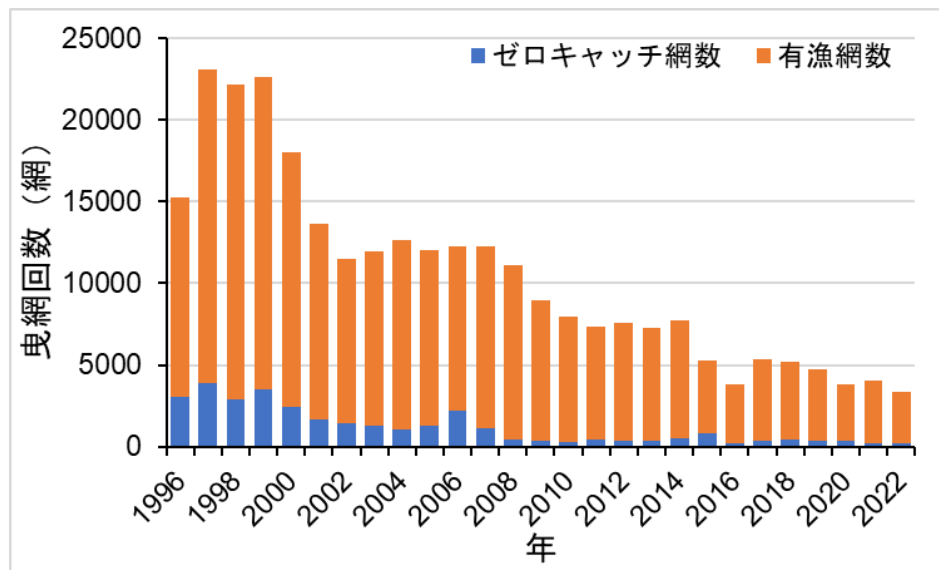


図 5. 沖底漁獲成績報告の日別詳細データから得られたホッケ有漁網数とゼロキャッチ網数の推移

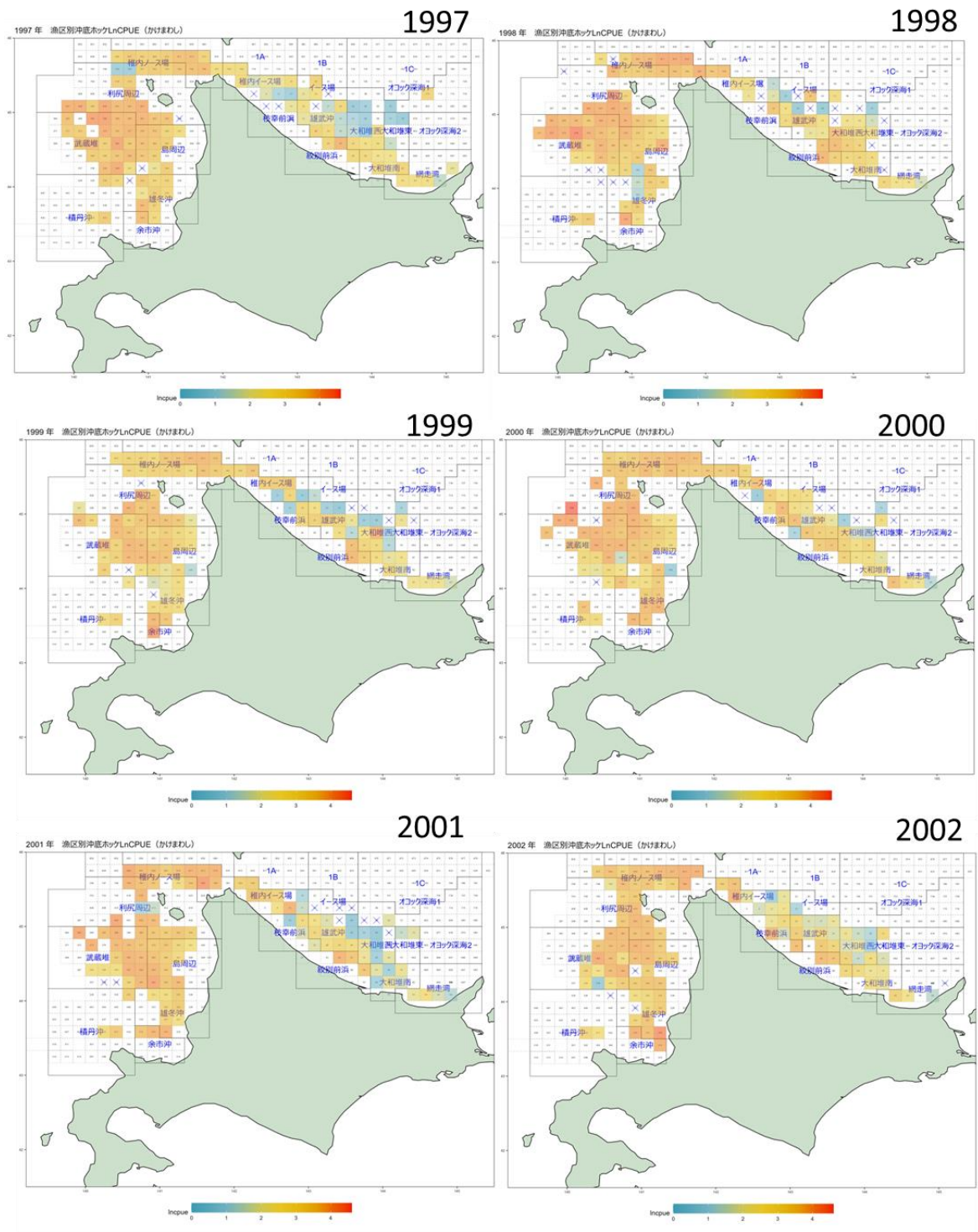


図 6a. 沖底かけまわし漁法の年（1997～2002 年）および漁区ごとの CPUE の推移
色が赤いほど CPUE が高いことを示し、×印は操業が行われたもののホッケが漁獲されなかった漁区を示す。

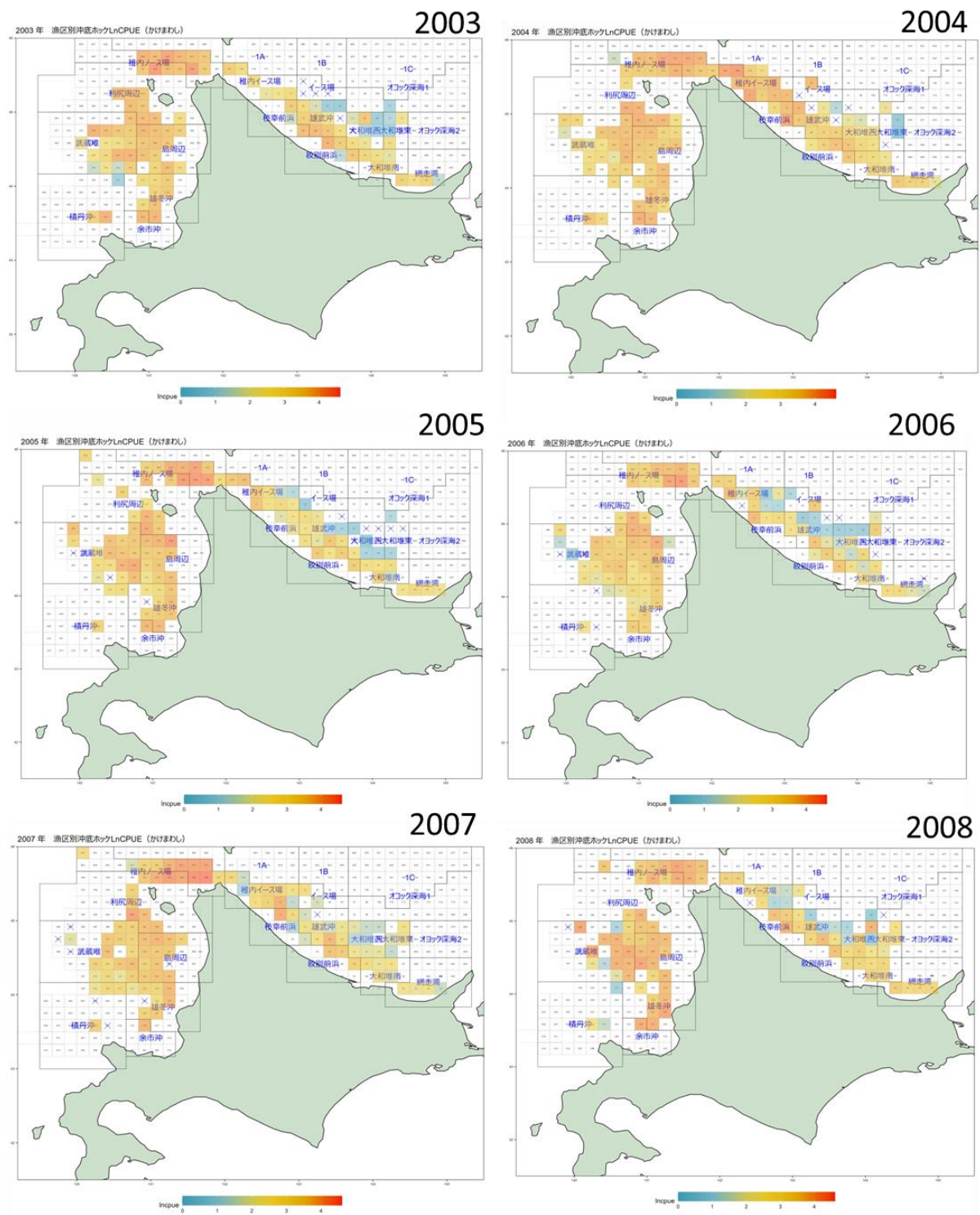


図 6b. 沖底かけまわし漁法の年（2003～2008 年）および漁区ごとの CPUE の推移
色が赤いほど CPUE が高いことを示し、×印は操業が行われたもののホッケが漁獲されなかった漁区を示す。

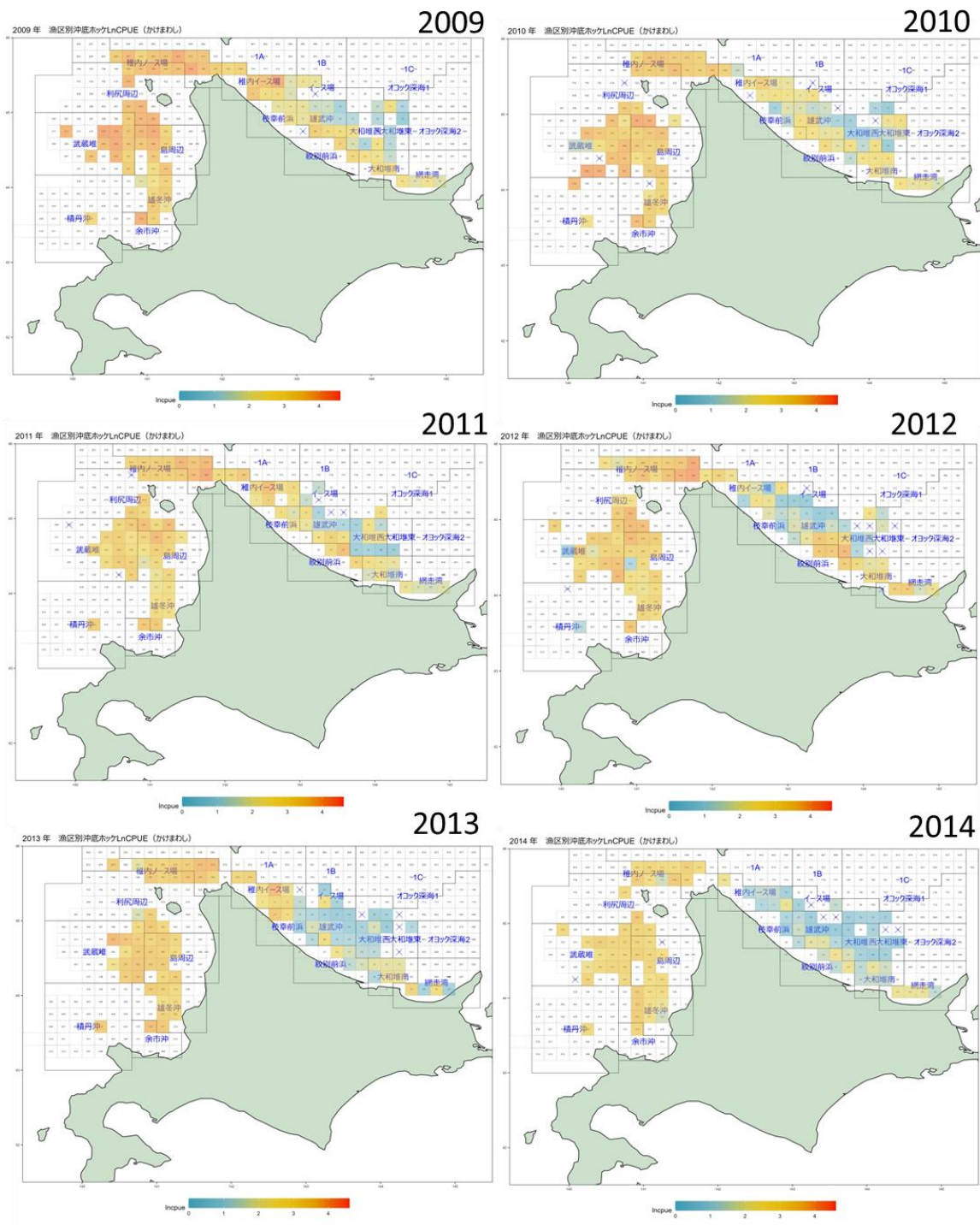


図 6c. 沖底かけまわし漁法の年（2009～2014 年）および漁区ごとの CPUE の推移
 色が赤いほど CPUE が高いことを示し、×印は操業が行われたもののホッケが漁獲されなかった漁区を示す。

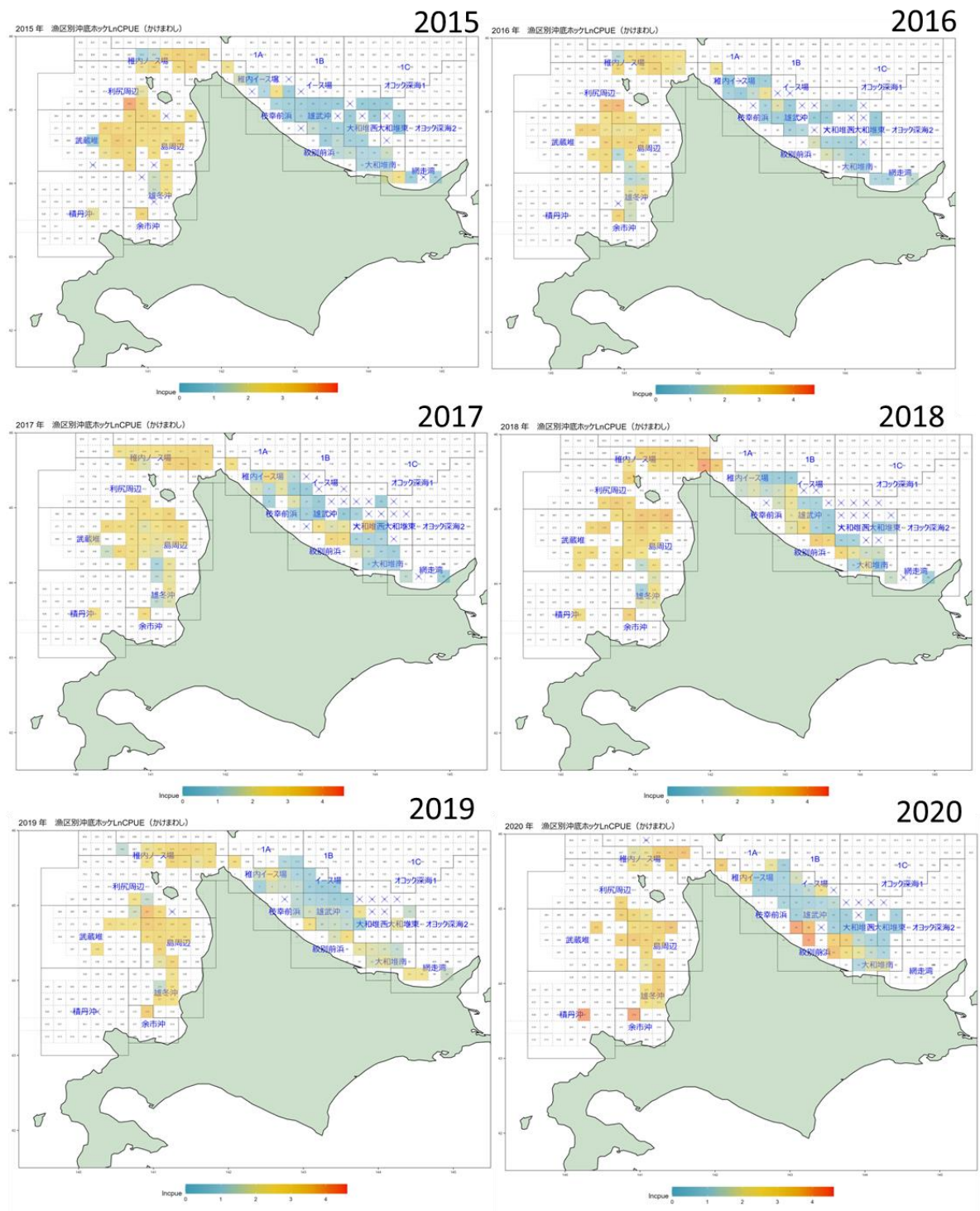


図 6d. 沖底かけまわし漁法の年（2015～2020 年）および漁区ごとの CPUE の推移
色が赤いほど CPUE が高いことを示し、×印は操業が行われたもののホッケが漁獲されなかった漁区を示す。

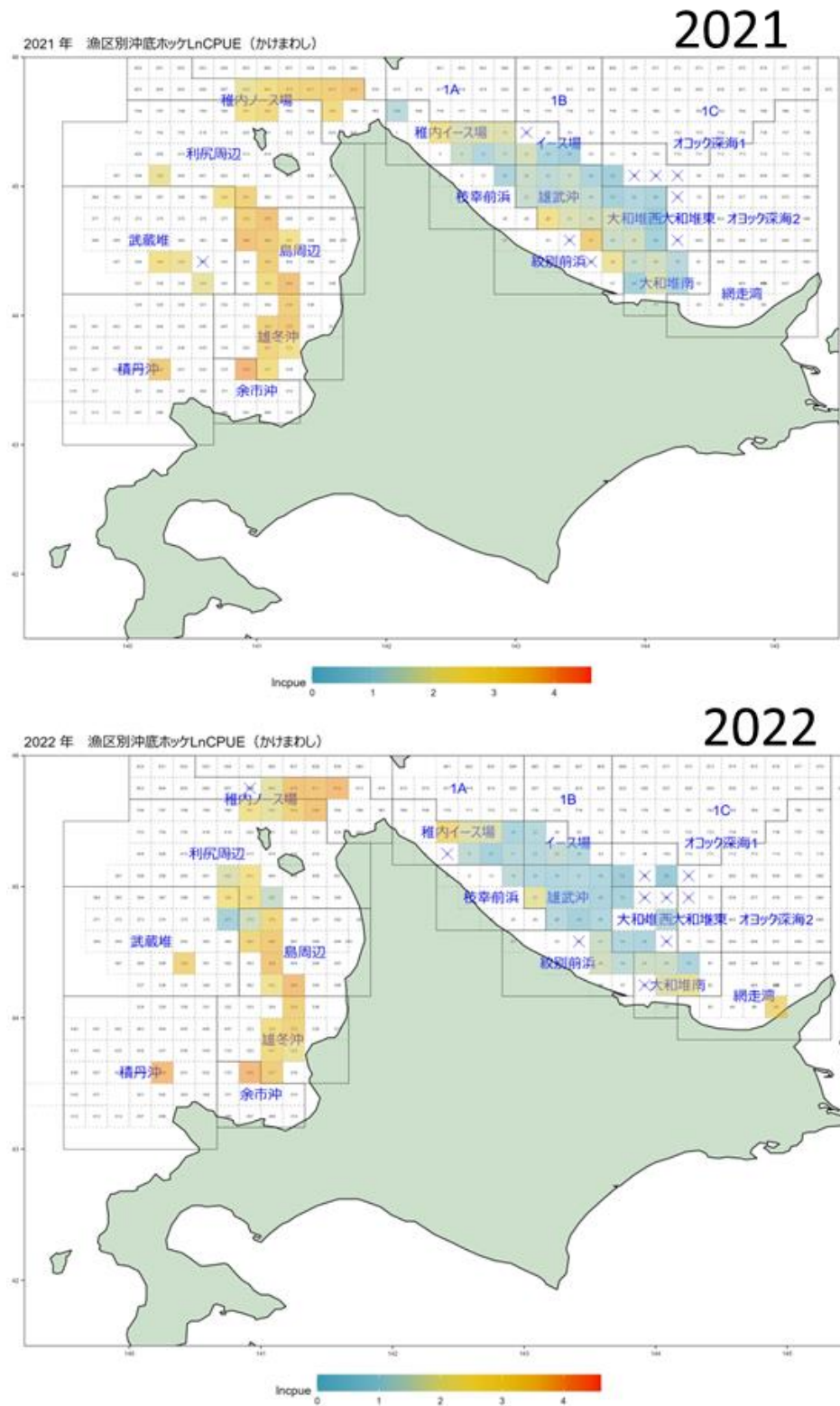


図 6e. 沖底かけまわし漁法の年（2021～2022 年）および漁区ごとの CPUE の推移
色が赤いほど CPUE が高いことを示し、×印は操業が行われたもののホッケが漁獲されなかった漁区を示す。

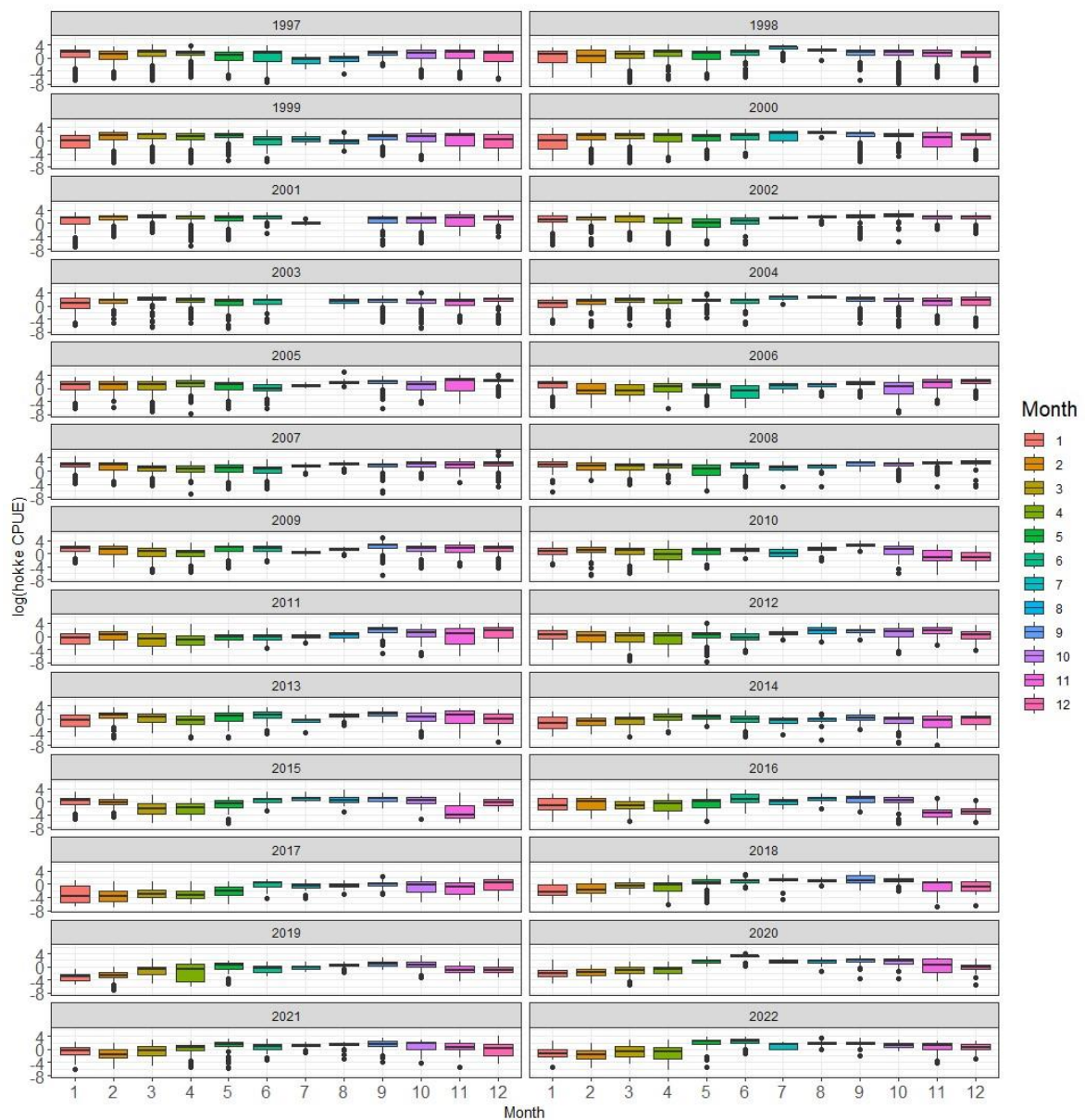


図 7. 北海道日本海におけるかけまわし漁法の年（1997～2022 年）および月（1～12 月）別の CPUE の推移

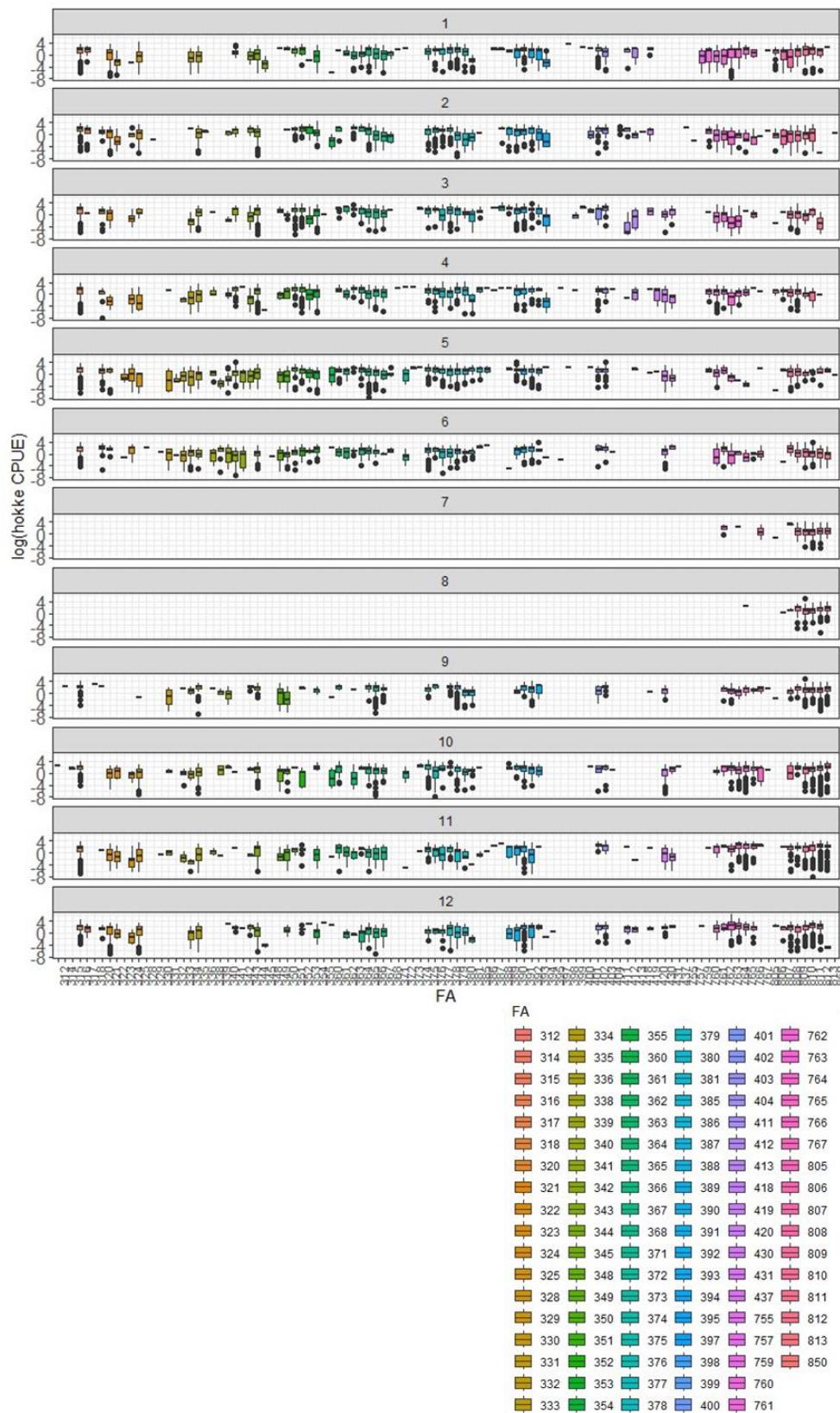


図8. 北海道日本海におけるかけまわし漁法の月（1～12月）および漁区ごとのCPUEの推移

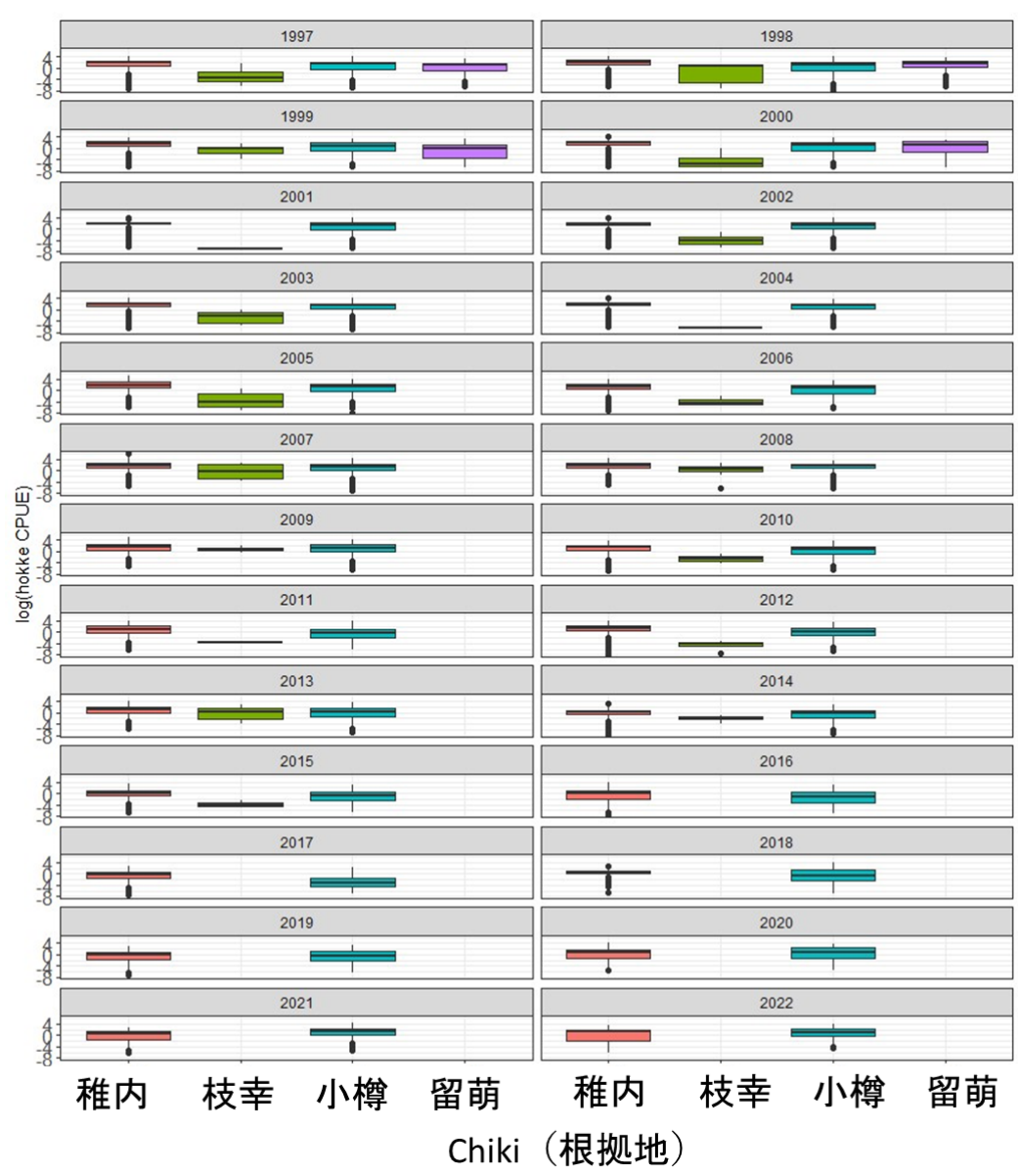


図 9. 北海道日本海におけるかけまわし漁法の年（1997~2022 年）および根拠地ごとの CPUE の推移

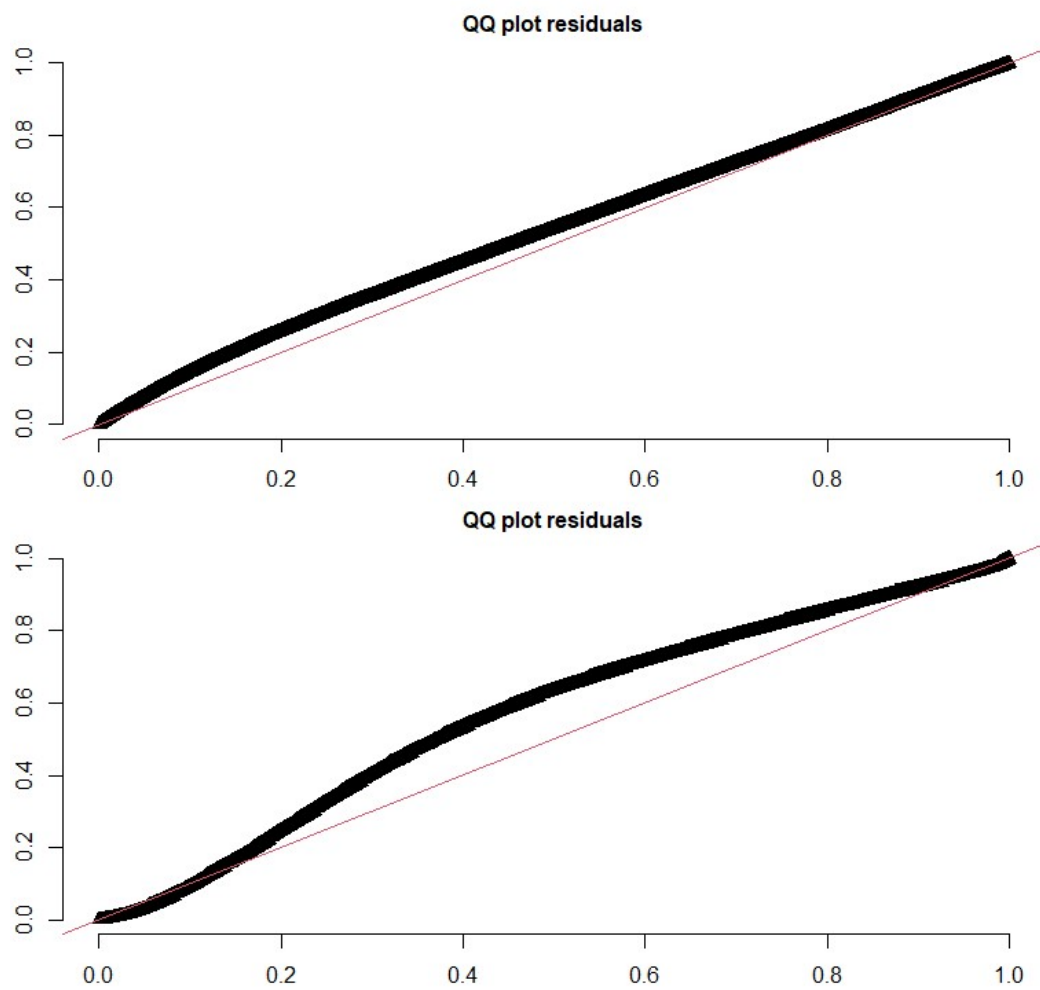


図 10. 今回採用したモデルの測定誤差を調整した DHARMa (Simulated Residuals) 残差の QQ プロット

上は第 1 段階、下は第 2 段階のモデルを示し、図の縦軸は観測値、横軸はモデルから計算される残差の予測値を示す。

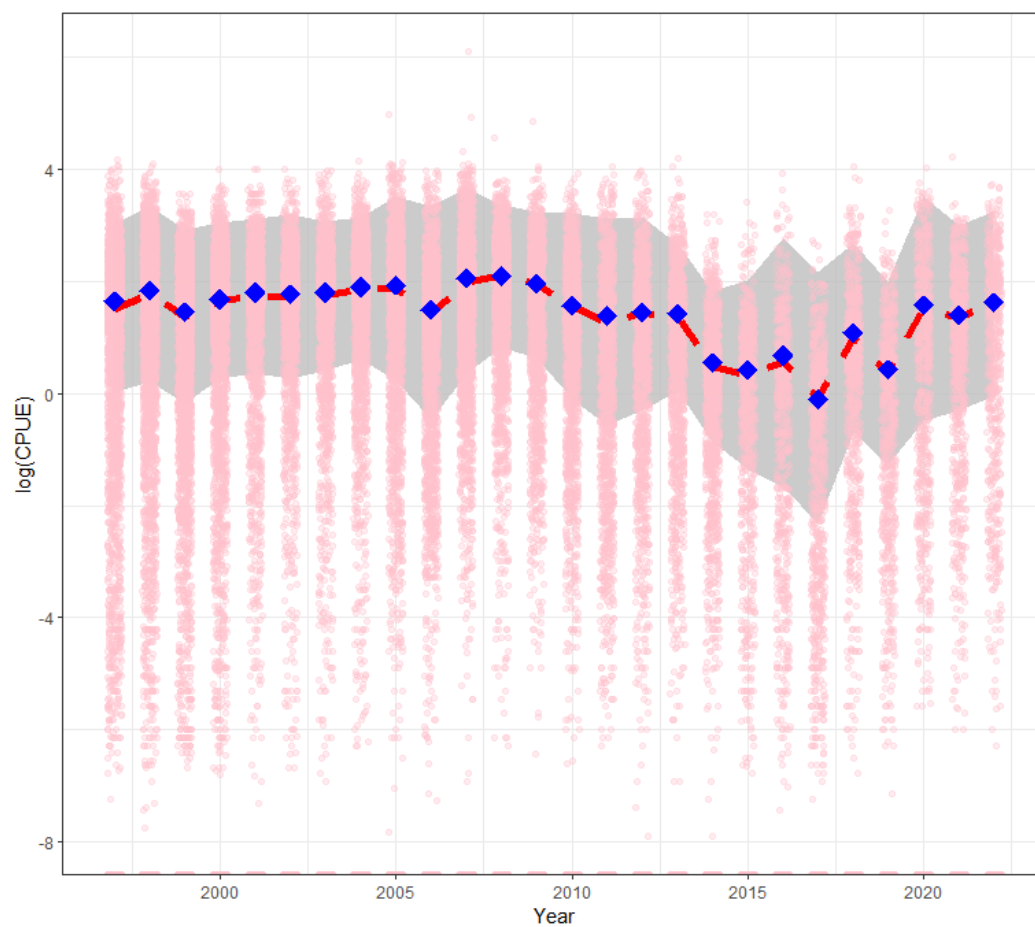


図 11. 日本海かけまわし有漁 CPUE の年ごとの観測値（ピンク点）、観測値の平均値（青点）、標準化モデルによる予測値（赤破線）および 95%信頼区間（灰色）

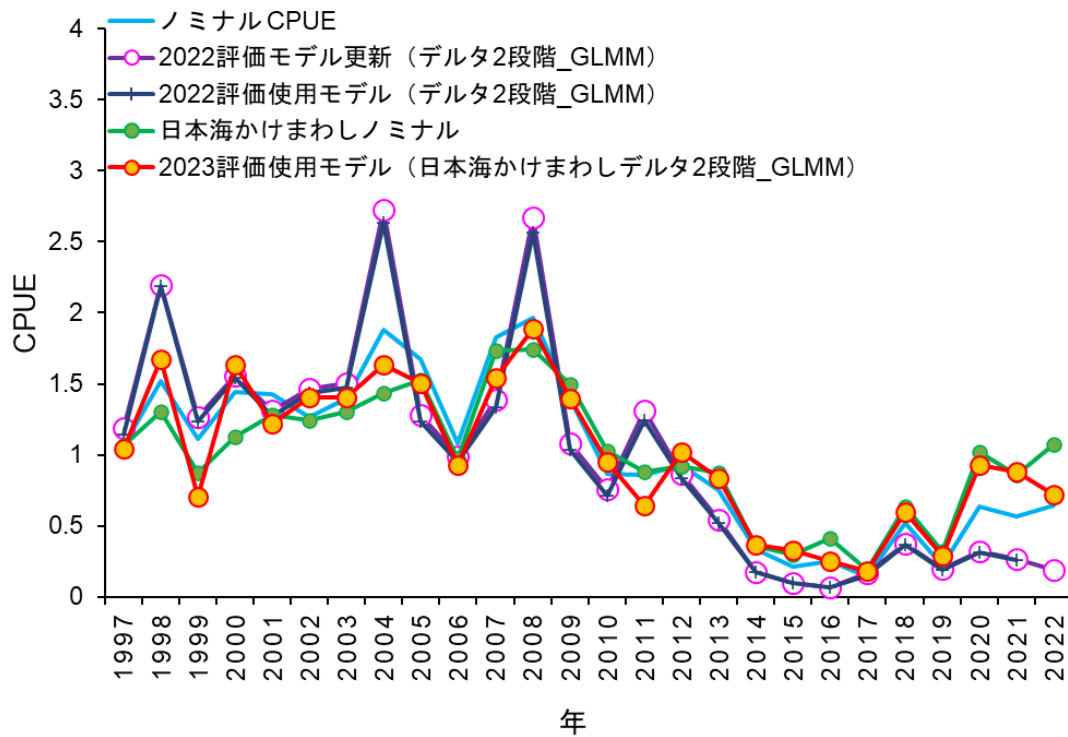


図 12. 沖底漁獲成績報告のノミナル CPUE と標準化 CPUE の比較

赤色が今年度チューニング指数として使用した日本海かけまわしデルタ 2 段階 GLMM (2023 評価使用モデル)、青色および紫色が昨年度使用した沖底全体のデルタ 2 段階 GLMM (2022 年評価使用モデル)、水色が両海域のノミナル CPUE、緑色が日本海かけまわしのノミナル CPUE である。それぞれの CPUE を比較するため、規格化した値を示した。

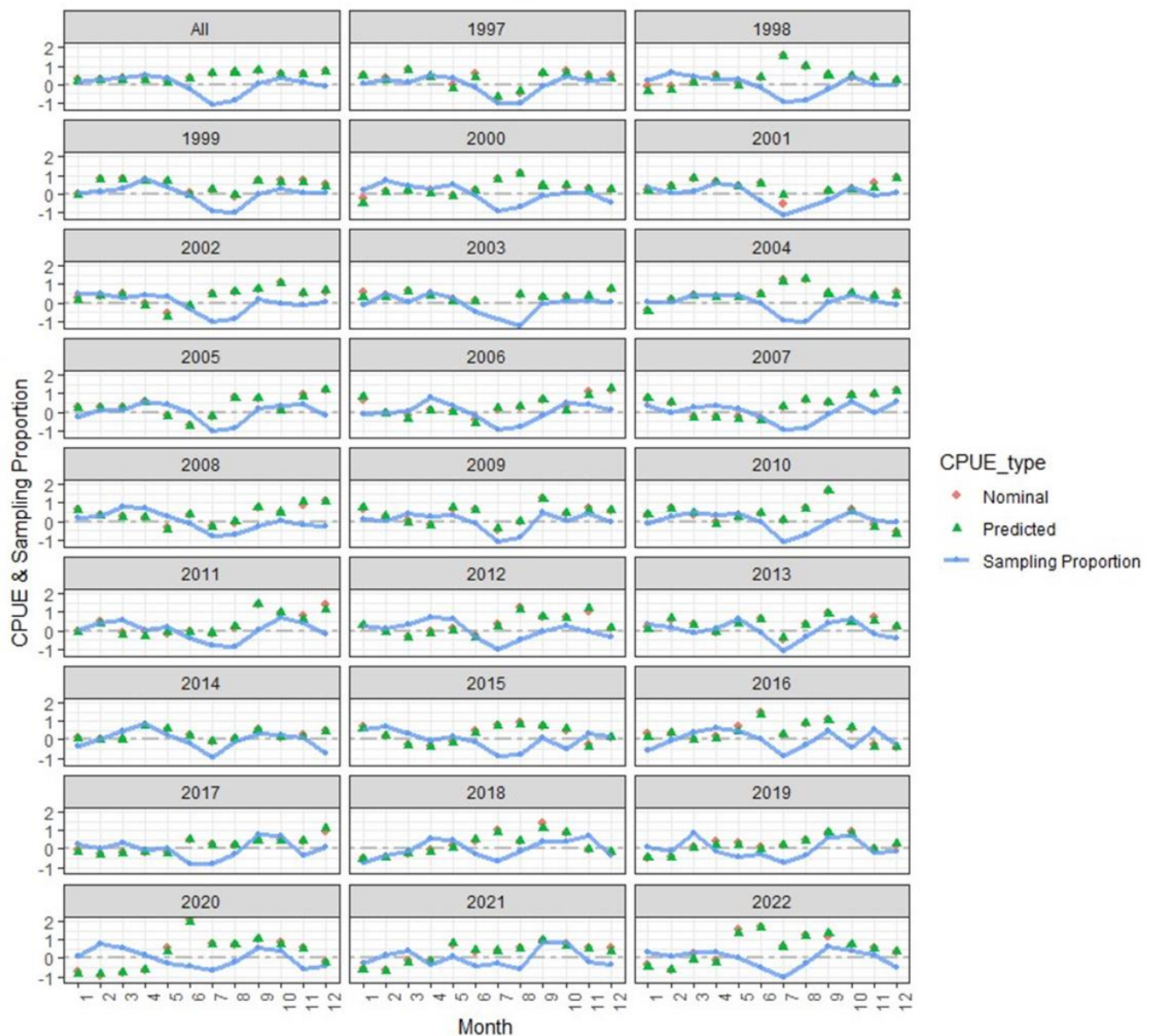


図 13. 年ごと月ごとのノミナル CPUE、予測 CPUE（日本海かけまわし有漁の GLMM 標準化モデルにより予測される CPUE）、標準化指標（予測値から年効果以外を除去して年の効果を取り出した指標）とサンプリング割合（その年に占めるデータ割合）の比較

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。

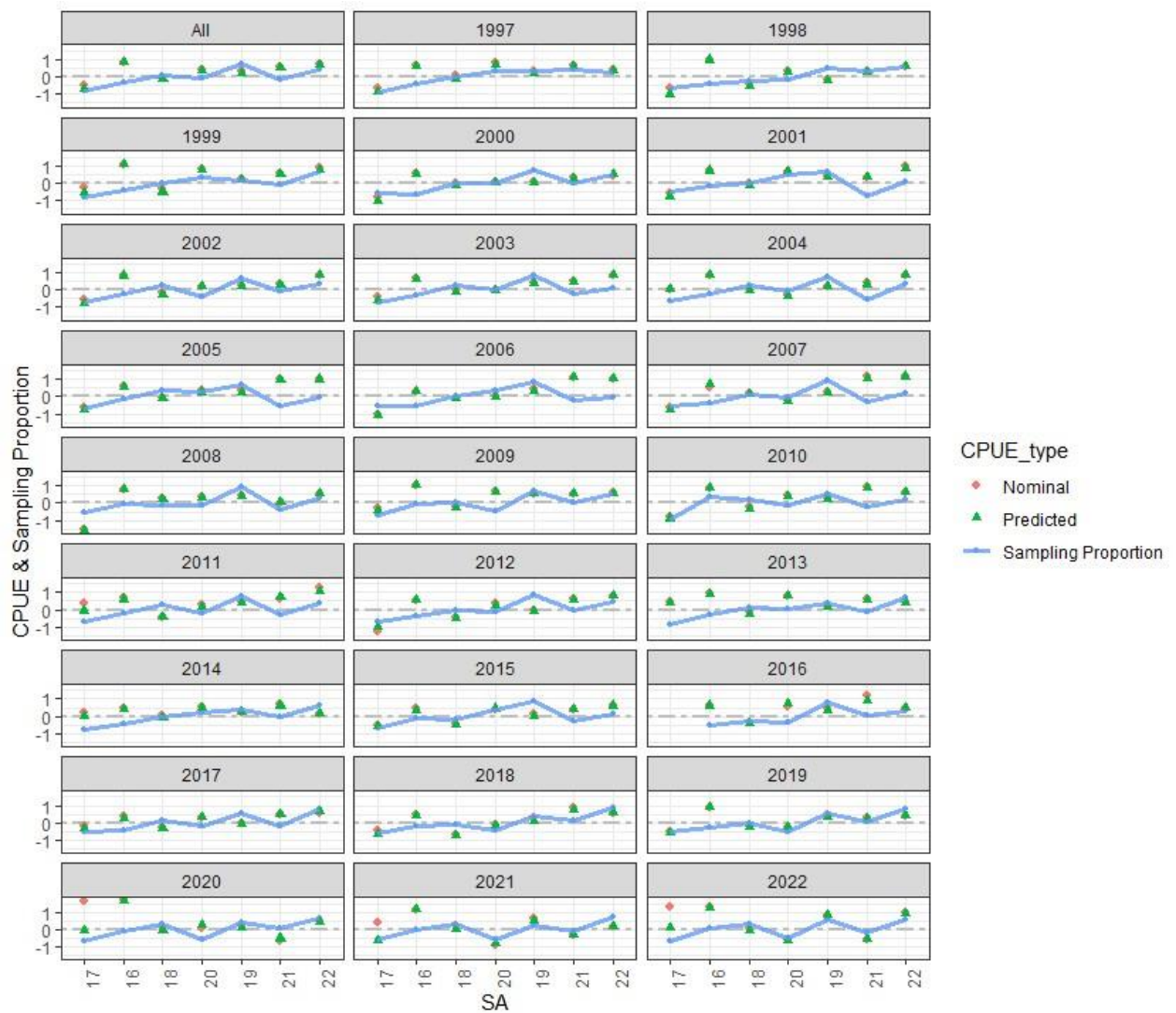


図 14. 年ごと小海区ごとのノミナル CPUE、日本海かけまわし有漁の GLMM 標準化モデルにより予測される CPUE)、標準化指標（予測値から年効果以外を除去して年の効果を取り出した指標）とサンプリング割合（その年に占めるデータ割合）の比較

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。

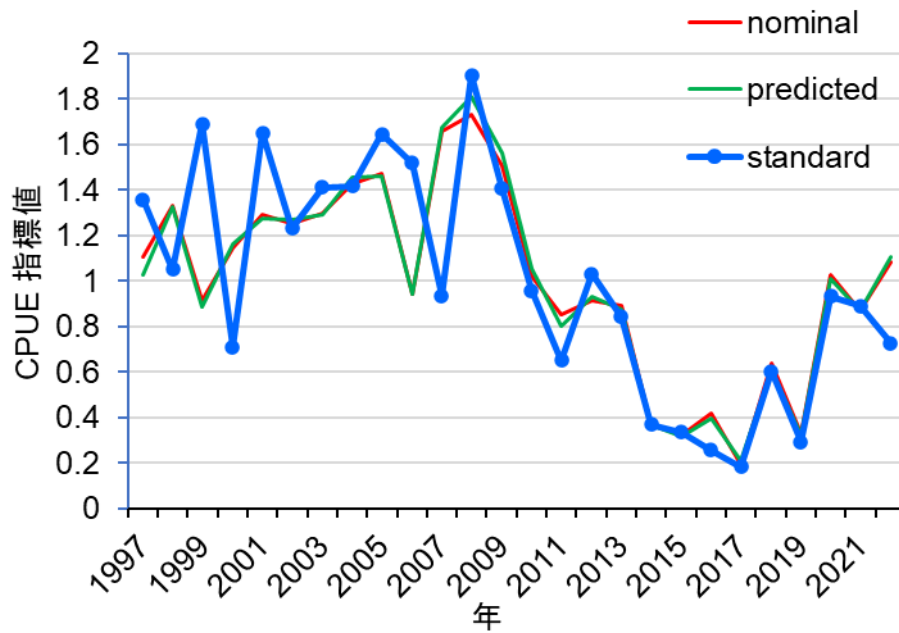


図 15. 日本海かけまわし有漁データを用いたノミナル CPUE と標準化モデルによる予測される CPUE、標準化 CPUE の比較

赤色がノミナル CPUE、緑色が標準化モデルによる予測される CPUE、青が標準化 CPUE（今年度チューニング指数として使用。それぞれの CPUE を比較するため、規格化した値を示した。

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					
選択されたモデル		AIC	logLik	deviance	df.resid
Year +Month + Chiki+ (Ship)+ (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA) + (Ship×FA)		21031.3	-10468.6	20937.3	42307
Random effects:					
Conditional model:					
Groups	Name	Variance	Std.Dev.		
FA	(Intercept)	1.3231	1.1502		
Ship	(Intercept)	0.1815	0.426		
Year:Month	(Intercept)	0.3937	0.6275		
Year:FA	(Intercept)	0.5667	0.7528		
Year:Ship	(Intercept)	0.2181	0.467		
Month:FA	(Intercept)	0.8627	0.9288		
Ship:FA	(Intercept)	0.1519	0.3897		
Number of obs: 42354, groups:					
FA, 110; Ship, 28; Year:Month, 310; Year:FA, 1477; Year:Ship, 376; Month:FA, 716; Ship:FA, 1146					
Conditional model:					
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	2.35681	0.37475	6.289	<0.0001	***
Year1998	0.60184	0.36361	1.655	0.097882	.
Year1999	0.19056	0.3598	0.53	0.596365	.
Year2000	0.67611	0.37012	1.827	0.06774	.
Year2001	0.61801	0.38583	1.602	0.109209	.
Year2002	0.54567	0.3846	1.419	0.155962	.
Year2003	0.57322	0.38485	1.489	0.136372	.
Year2004	1.09048	0.38908	2.803	0.005067	**
Year2005	0.86723	0.39004	2.223	0.026185	*
Year2006	0.34454	0.38107	0.904	0.365921	.
Year2007	0.83787	0.38823	2.158	0.030914	*
Year2008	1.49288	0.41524	3.595	<0.0001	***
Year2009	1.42302	0.42692	3.333	<0.0001	***
Year2010	1.20606	0.42396	2.845	0.004445	**
Year2011	0.45012	0.40841	1.102	0.270413	.
Year2012	0.90414	0.41474	2.18	0.029258	*
Year2013	1.49552	0.44179	3.385	<0.0001	***
Year2014	0.95497	0.42297	2.258	0.02396	*
Year2015	0.07254	0.4287	0.169	0.865636	.
Year2016	0.40541	0.44332	0.914	0.36046	.
Year2017	0.58368	0.43875	1.33	0.183411	.
Year2018	0.84199	0.45597	1.847	0.064807	.
Year2019	0.45673	0.43976	1.039	0.298992	.
Year2020	0.49754	0.45498	1.094	0.274152	.
Year2021	0.83231	0.46292	1.798	0.072183	.
Year2022	0.38983	0.45326	0.86	0.389753	.
Month2	0.2485	0.28927	0.859	0.390296	.
Month3	0.31682	0.29161	1.086	0.277282	.
Month4	0.6833	0.29209	2.339	0.019318	*
Month5	0.36271	0.28954	1.253	0.210304	.
Month6	0.3656	0.29842	1.225	0.220529	.
Month7	2.20346	0.70663	3.118	0.001819	**
Month8	3.44994	0.82652	4.174	<0.0001	***
Month9	1.88003	0.33921	5.542	<0.0001	***
Month10	0.86846	0.30511	2.846	0.004421	**
Month11	0.66701	0.30235	2.206	0.027378	*
Month12	0.83439	0.30397	2.745	0.006051	**
Chiki11	-1.06665	0.46023	-2.318	0.020468	*
Chiki31	-1.85401	0.22956	-8.076	<0.0001	***
Chiki34	-2.45294	0.41231	-5.949	<0.0001	***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					

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

第2段階

選択されたモデル	AIC	logLik	deviance	df.resid
Year + Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year × Month) + (Year × FA) + (Year × Ship) + (Month × FA) + (Ship × FA)	180642.7	-90273.3	180546.7	37460

Random effects:

Conditional model:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
FA	(Intercept)	0.10525	0.3244
Ship	(Intercept)	0.01005	0.1002
Year:Month	(Intercept)	0.37372	0.6113
Year:FA	(Intercept)	0.2398	0.4897
Year:Ship	(Intercept)	0.02313	0.1521
Month:FA	(Intercept)	0.13893	0.3727
Ship:FA	(Intercept)	0.01483	0.1218

Number of obs: 37508, groups:

FA, 106; Ship, 28; Year:Month, 310; Year:FA, 1416; Year:Ship, 376; Month:FA, 695; Ship:FA, 1070

Conditional model:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	1.43981	0.23983	6.004	<0.0001	***
Year1998	0.2945	0.27518	1.07	0.284512	
Year1999	-0.40109	0.27472	-1.46	0.144289	
Year2000	0.35522	0.2762	1.286	0.198409	
Year2001	0.13627	0.28501	0.478	0.632553	
Year2002	0.27492	0.28029	0.981	0.326681	
Year2003	0.32143	0.28389	1.132	0.257526	
Year2004	0.40114	0.27992	1.433	0.151842	
Year2005	0.24863	0.27963	0.889	0.373921	
Year2006	-0.3041	0.27922	-1.089	0.276105	
Year2007	0.28805	0.27904	1.032	0.301934	
Year2008	0.40132	0.28139	1.426	0.15381	
Year2009	0.17698	0.28204	0.627	0.530339	
Year2010	-0.35977	0.28204	-1.276	0.202092	
Year2011	-0.73097	0.28269	-2.586	0.009717	**
Year2012	-0.31342	0.2829	-1.108	0.267914	
Year2013	-0.34873	0.28406	-1.228	0.219567	
Year2014	-1.07946	0.28344	-3.808	0.00014	***
Year2015	-1.42314	0.286	-4.976	<0.0001	***
Year2016	-1.81343	0.28991	-6.255	<0.0001	***
Year2017	-2.24727	0.28566	-7.867	<0.0001	***
Year2018	-0.93539	0.28735	-3.255	0.001133	**
Year2019	-1.5772	0.291	-5.42	<0.0001	***
Year2020	-0.5079	0.29297	-1.734	0.082978	
Year2021	-0.45072	0.29432	-1.531	0.125679	
Year2022	-0.69956	0.29768	-2.35	0.018773	*
Month2	-0.18414	0.19164	-0.961	0.336621	
Month3	-0.19157	0.19189	-0.998	0.318094	
Month4	-0.16325	0.1915	-0.852	0.393941	
Month5	0.15596	0.19137	0.815	0.415076	
Month6	0.30749	0.19274	1.595	0.110629	
Month7	0.1652	0.24863	0.664	0.506391	
Month8	0.46234	0.25379	1.822	0.068495	.
Month9	0.86413	0.1963	4.402	<0.0001	***
Month10	0.64365	0.19311	3.333	0.000859	***
Month11	0.15943	0.19358	0.824	0.410186	
Month12	0.40968	0.19348	2.117	0.034221	*
Chiki11	-1.43017	0.16369	-8.737	<0.0001	***
Chiki31	-0.68539	0.05989	-11.444	<0.0001	***
Chiki34	-0.68947	0.11564	-5.962	<0.0001	***

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

表 2. ANOVA 表 (TypeⅢ)

第1段階

Anova table (typeⅢ)

	Chisq	Df	r(>Chisq)
Intercept	39.552	1	<0.0001 ***
Year	78.258	3	<0.0001 ***
Month	56.288	11	<0.0001 ***
Chiki	40.344	25	0.0269 *

第2段階

Anova table (typeⅢ)

	Chisq	Df	r(>Chisq)
Intercept	36.045	1	<0.0001 ***
Year	189.089	3	<0.0001 ***
Month	61.729	11	<0.0001 ***
Chiki	317.132	25	<0.0001 ***

表 3. 第 1 段階と第 2 段階のモデルを組み合わせた AICc (上位 5 位)

		第1段階	第2段階				
rank	n	formula_binom	loglik_binom	formula_gamma	loglik_gamma	loglik_total	AICc
1	42354	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-10469	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-90273	-100742	201674
2	42354	Year+Month + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-10489	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-90273	-100762	201708
3	42354	Year + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-10498	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-90273	-100772	201711
4	42354	Year+ (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-10518	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-90273	-100791	201744
5	42354	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-10469	Year+Month + Chiki + (Ship) + (FA) + (Year×Month) + (Year×FA) + (Year×Ship) + (Month×FA)+ (Ship×FA)	-90302	-100771	201710

表 4 a) 過去 5 年（2018～2022 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 2022 年はノミナル CPUE が 5.055 であるのに対し、算出した標準化 CPUE（規格化していない値）は 1.851 とあるが、最も影響の大きい 16 海区の水準を除いて CPUE の期待値を計算すると 4.213 に、さらにそこから 22 海区の水準を除くと 3.141 に、19 の水準を除くと 1.503 に、21 海区の水準を除くと 1.923 と標準化 CPUE の 1.851 に近づくことが分かる。

a)

年	小海区 (SA)				
2018	21	22	19	20	17
2019	16	19	22		
2020	16	22	17		
2021	16	19	22	17	
2022	16	22	19	21	17

b)

年	standard	nominal	step1	step2	step3	step4
2018	1.535	2.964	2.523	1.921	1.390	1.414
2019	0.749	1.529	1.420	1.273	0.892	0.896
2020	2.375	4.803	3.050	2.403	2.372	2.370
2021	2.272	4.045	3.158	2.580	2.330	2.324
2022	1.851	5.055	4.213	3.141	1.503	1.923

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

過去5年（2018～2022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2022年は密度が高い16や22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 を高くしていると考えられる。

a) 2018年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
17	3	0.948	0.351	-0.440
16	79	3.086	2.825	0.428
18	104	0.338	0.243	-0.656
20	29	1.434	1.151	-0.126
19	201	2.959	1.787	0.319
21	142	5.475	4.142	0.889
22	293	3.378	3.613	0.546

b) 2019年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
17	1	0.000	0.000	-0.559
16	50	3.079	3.337	0.847
18	104	0.450	0.362	-0.188
20	11	0.353	0.400	-0.257
19	212	1.764	1.471	0.458
21	114	1.356	1.174	0.298
22	267	1.601	1.604	0.397

c) 2020年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
17	1	15.859	2.101	1.608
16	88	17.725	16.774	1.713
18	153	2.762	2.106	0.109
20	7	2.500	3.368	0.036
19	164	3.124	2.753	0.200
21	112	0.729	0.986	-0.669
22	212	4.385	4.281	0.467

d) 2021年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
17	1	3.903	0.655	0.405
16	115	9.318	9.713	1.149
18	174	2.976	2.387	0.195
20	11	0.244	0.465	-0.967
19	161	5.038	4.423	0.613
21	89	1.307	1.367	-0.350
22	248	2.857	2.866	0.165

e) 2022年

小海区	sample size	nominal density	predict density	difference between nominal and standard
17	2	9.365	2.103	1.291
16	112	9.484	9.139	1.302
18	138	2.031	1.611	0.061
20	23	0.623	0.429	-0.564
19	175	5.333	5.648	0.798
21	71	0.538	0.607	-0.617
22	180	6.647	6.316	0.987