

ホッコクアカエビ日本海系群

1 そうびき沖底によるホッコクアカエビ CPUE の標準化

水産研究・教育機構 水産資源研究所 水産資源研究センター
内藤大河、佐久間啓、吉川 茜

概要

データ	日本海沖合底びき網漁業漁獲成績報告書
対象	1 網あたりのホッコクアカエビ、マダラ、ズワイガニ、ハタハタ漁獲量 (kg/網)。農林漁区 (10 分升目) の中心水深を NOAA から取得。
データの利用可能な期間	1972～2022 年
標準化に使用した期間	1980～2022 年
データの抽出	全レコードのうち漁船の県籍が青森～鳥取であるものを抽出し (1,562,417 件)、総漁獲量、網数、水揚げ港が空欄もしくは 0 のレコード (753 件、抽出データの 0.06%) を除外。
使用した統計ソフト・パッケージ	R (4.2.2) にて mgcv (GAM)、tidyverse (作図およびデータ処理)、marmap (海図作成)、ROCR (ROC 解析) を使用。
統計モデル	デルタ型一般化加法モデル (Lo et al., 1992)、Directed residual mixture モデル (Okamura et al. 2018)
フルモデルの説明変数	有漁確率モデル： 年、月、県籍、狙い (カテゴリ・固定効果) 緯度経度、水深 (スプライン) 有漁 CPUE モデル： 年、月、県籍、狙い、年×月 (カテゴリ・固定効果) 緯度経度、水深、年×緯度経度、月×緯度経度 (スプライン)
最終モデルの選択方法	AIC 総当たり法
選択された説明変数	有漁確率モデル： 年、月、県籍、狙い (カテゴリ・固定効果) 緯度経度、水深 (スプライン) 有漁 CPUE モデル： 年、月、県籍、狙い、年×月 (カテゴリ・固定効果) 緯度経度、水深、年×緯度経度、月×緯度経度 (スプライン)
年トレンドの抽出方法	年および漁区 (10 分升目) ごとの有漁確率および有漁 CPUE を求め、これらを掛け合わせた推定値を年ごとに集約することで、標準化 CPUE を求めた。

信頼区間の計算方法	なし。
標準化の結果	標準化 CPUE は 2000 年代はじめに最低となったのち、2003 年から増加傾向にあり、2013～2015 年にかけて急増した。その後も 2022 年まで高い水準を維持している。

1. 背景

漁業から得られる情報は、資源の分布に対する空間的、時間的網羅度が調査船調査と比較して高い傾向にあり、資源状態の評価に利用されてきた。一方、漁業から得られる単位努力量当たり漁獲量（以下、CPUE）には努力量の時空間的偏りや特定の魚種に対する狙いの効果が含まれる可能性が高く（Maunder and Punt 2004）、資源状態を正確にとらえるため、統計的手法によりバイアスを取り除く CPUE の標準化が実施されてきた。

ホッコクアカエビ日本海系群では 2019 年度資源評価において、デルタ型モデル（Lo et al. 1992）による日本海沖合底びき網漁業の標準化 CPUE を導入した。ホッコクアカエビの漁場が日本海の中央に位置する大和堆や沖合の礁を含むことを考慮し、2019 年度の標準化モデルでは一般化加法モデル（GAM）を用いて漁場の空間的広がりを表現したが、ホッコクアカエビを対象とした狙いの効果は考慮しなかった。ホッコクアカエビを対象とした漁業では、沿岸においては秋季および冬季、大和堆においては夏季、局所的な狙い操業が発生するため、本系群の標準化 CPUE について、狙いの効果を考慮すべきと考えられる。2021 年度の標準化モデルでは、狙い操業における有漁 CPUE は資源の分布によって決定され、狙い自体によって有漁 CPUE は変化しないことから、狙いの効果は有漁確率モデルにおいて考慮されるべきと考え、有漁確率モデルのみに対し、狙いの推定方法である Directed residual mixture モデル（以下、DRM、Okamura et al. 2018）を導入した。そして、2022 年度のモデルでは DRM により推定された有漁確率モデルの狙い変数を用いて、有漁 CPUE モデルに狙いの効果を含めた。本稿では、日本海沖合底びき網漁業（1 そうびき）の漁獲成績報告書に基づき、2022 年データを加えて結果を更新したため、その概要を示す。

2. 方法

解析には日本海沖合底びき網漁業の漁獲成績報告書（以下、漁績）を用いた。標準化の期間は漁獲統計の期間と同じ 1980~2022 年とし、航海別レコードを利用した。昨年度同様、全レコードのうち漁船の県籍が青森～鳥取であるものを抽出し（1,562,417 件）、総漁獲量、網数、水揚げ港が空欄もしくは 0 のレコード（753 件、抽出データの 0.06%）を除外した。

前述の通り、日本海の沖合底びき網漁業においてホッコクアカエビは狙いの対象であるが、狙いの発生には時空間的な偏りがあり、漁績にはホッコクアカエビの漁獲がないレコード（ゼロキャッチ）が概ね 7 割程度含まれる（図 1）。また、狙いの程度には経年変化が認められるため、互いに独立な有漁確率（有漁確率モデル）と有漁時の CPUE（有漁 CPUE モデル）によりゼロキャッチを考慮するデルタ型モデル（Lo et al. 1992）を採用した。

2021 年度から導入した DRM では複数種（ $s = s_1, s_2, s_3, \dots$ ）の CPUE 標準化モデルの残差を扱う。ここでは、ホッコクアカエビ（ s_1 ）に加えて、日本海北部の底びき網漁業において代表的な漁獲対象であるズワイガニ雄（ s_2 ）、ズワイガニ雌（ s_3 ）、ハタハタ（ s_4 ）およびマダラ（ s_5 ）について以下の有漁確率モデルを作成し、各魚種モデルの残差（ $v_{s,i}$ ）を求めた。

$\text{logit}(P) \sim \text{Year} + \text{Month} + \text{Prefecture}$

P は有漁確率

ここで、i 番目のレコードにおいて各魚種モデル残差のべき乗の和にホッコクアカエビモデルの残差のべき乗が占める割合 ($\hat{p}_i$) およびそのロジット値 ($\hat{z}_i$) は以下の通りとなる。

$$\hat{p}_i = \frac{\exp(\hat{v}_{s1,i})}{\sum_{s=s1,s2,s3,s4,s5} \exp(\hat{v}_{s,i})}$$

$$\hat{z}_i = \text{logit}(\hat{p}_i)$$

ここで、 $\hat{p}_i$ は漁業形態によって異なり、年、月といった変数によって説明されると考えられる。よって以下のような混合正規分布を仮定した線形回帰を行った。

$$f(\hat{z}_i) = \sum_k \pi_k \phi(\hat{z}_i; \mu_{k,i}, \sigma_k^2)$$

$$\phi(\hat{z}_i; \mu_{k,i}, \sigma_k^2) = N(\hat{z}_i; \mu_{k,i}, \sigma_k^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left[-\frac{(\hat{z}_i - \mu_{k,i})^2}{2\sigma_k^2}\right]$$

ここで $\mu_{k,i}$ は i 番目のレコードの k 番目の操業形態における推定値である。説明変数には上記の有漁確率モデルと同様に年、月、県を含め、Okamura et al. (2018) に従い、EM アルゴリズムを用いてパラメータの推定を行った。この際、操業形態の数である k は、原著に従い consistent AIC (cAIC, Claeskens and Hjort 2008) により決定し、k=4 であった。得られたパラメータの最尤推定値を与えた際、各レコードについて事後確率

有漁確率モデルでは応答変数を個々のレコードにおけるホッコクアカエビ漁獲の有無、説明変数を年、月、県籍、狙い（カテゴリ・固定効果）、緯度経度、水深（スプライン）とし、残差が二項分布に従うとした。ここで狙いは前項で推定した操業形態 ($\hat{t}_i$) である。有漁 CPUE モデルでは、応答変数を有漁時の CPUE（ホッコクアカエビ漁獲量/網数）の対数値、説明変数を年（Year）、月（Month）、県籍（Prefecture）、狙い、年×月（Year:Month, すべてカテゴリ・固定効果）、緯度経度（s(Latitude, Longitude)）、水深（s(Depth)）、年×緯度経度（Year:s(Latitude, Longitude)）、月×緯度経度（Month:s(Latitude, Longitude)）、すべてスプライン）として残差が正規分布に従うとした。

標準化 CPUE の出力には、モデルの最小二乗平均 (LSMEAN) が一般的に用いられる (Shono 2008)。LSMEAN は CPUE 標準化モデルに含まれる説明変数の各層に対して均等に漁獲が行われた際の推定値に相当する。一方、連続変数を扱う一般化加法モデルでは、説明変数の層化によってバイアスが生じる可能性があり、本稿で扱う漁績データでは緯度経度および水深が該当する。ここでデータとして利用した緯度経度は農林漁区（緯度経度 10 分目）であり、水深は漁区中心における水深の推定値である。従って、緯度経度および水深の層化には、過去に利用されたことのある農林漁区の中心における緯度経度および水深を用いた。また、前述の通りホッコクアカエビの漁獲は季節的に行われ、特にゼロキャッチ率は月ごと漁区ごとに大きく変化するため、それぞれのモデルについて年まわりの LSMEAN を各

係数の平均値からもとめる Shono (2008) の方法では、有漁確率の時空間変化が CPUE に反映されない恐れがある。そこで本稿では、モデルに含めた説明変数の各層（緯度経度および水深については過去に利用実績のある漁区に限定）における有漁確率と有漁 CPUE の積について、年ごと漁区ごとの平均を求め、これを年で集計したものを標準化 CPUE とした。

3. 結果と考察

赤池情報量基準（AIC）の総当たり法に基づくモデル選択の結果、有漁確率モデルおよび有漁 CPUE モデルともにフルモデルが選択された（表 1、表 2）。また、有漁確率モデルおよび有漁 CPUE モデルにおける各効果を除去した際の AIC の変化（ ΔAIC ）を表 3 に示した。

有漁確率モデル

$$\text{logit}(P) \sim \text{Year} + \text{Month} + \text{Prefecture} + \text{Target} + s(\text{Longitude}, \text{Latitude}) + s(\text{Depth})$$

P は有漁確率。

有漁 CPUE モデル

$$\begin{aligned} \text{log}(\text{CPUE}) \sim & \text{Year} + \text{Month} + \text{Prefecture} + \text{Target} + s(\text{Longitude}, \text{Latitude}) + s(\text{Depth}) + \\ & \text{Year}:\text{Month} + \text{Year}:s(\text{Longitude}, \text{Latitude}) + \text{Month}:s(\text{Longitude}, \text{Latitude}) \end{aligned}$$

有漁確率モデルの ROC 曲線下面積（AUC）は 0.994 であり、高い予測性能の基準とされる 0.8 を上回った（図 2）。有漁 CPUE モデルでは逸脱残差とその期待値が大きく異ならず、残差の正規性に関しても問題は見られなかった（図 3）。また、いずれのモデルについても変数階層ごとの逸脱残差に著しい偏りは見られなかった（図 4、5）。

選択された両モデルから推定された有漁確率および有漁 CPUE の年変化を図 6 に示す。有漁確率は 2016 年以降、漸増傾向にあった。従って、有漁確率の変化を考慮したデルタ型モデルは本系群の CPUE 標準化において適当と言える。有漁 CPUE は 2003 年以降増加傾向を示し、特に 2012 年から 2015 年にかけて急増、その後も高水準で推移した。本系群では 2001 年および 2002 年級群（四方・五十嵐 2010）、2010 年、2011 年および 2014 年級群（白石 2019）の豊度が高かったことが指摘されており、本系群の漁獲加入が 3-4 歳であることを勘案すれば、既往の知見と整合的と言える。

標準化 CPUE および年ごとの漁獲量および網数から得たノミナル CPUE の変化を図 7 に示す。標準化 CPUE は 2003 年からは増加傾向にあり、2022 年に過去最高となった。2016 年以降、変動はあるものの高い水準で推移した。ノミナル CPUE のトレンドは標準化 CPUE と類似したが、2021、2022 年にノミナル CPUE で見られた急激な値の上昇は、標準化 CPUE では見られなかった。

引用文献

- Biseau, A (1998) Definition of a directed fishing effort in a mixed-species trawl fishery, and its impact on stock assessments. *Aquat. Living Resour.* **11**: 119–136.
- Claeskens, G., and Hjort, N.L (2008) *Model selection and model averaging*. Cambridge University Press, Cambridge, UK
- Lo, N. C. H., L. D. Jacobson and J. L. Squire (1992) Indices of relative abundance from fish spotter data based on Delta-lognominal models. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.*, **49**, 2515–2526.
- Maunder, M. N., A. E. Punt (2004) Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches. *Fish. Res.*, **70**, 141–159.
- Okamura, H., Morita, S. H., Funamoto, T., Ichinokawa M. and Eguchi, S. (2018) Target-based catch-per-unit-effort standardization in multispecies fisheries. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.*, **75**, 452–463.
- 四方崇文・五十嵐誠一 (2010) 石川県におけるホッコクアカエビの資源管理. 石川県水産総合センター研究報告, **5**, 27–34.
- 白石宏己 (2019) 石川県金沢沖におけるホッコクアカエビ抱卵個体の小型化. 石川県水産総合センター研究報告, **6**, 1–6.
- Shono, H (2008) Confidence interval estimation of CPUE year trend in delta-type two-step model. *Fish. Sci.*, **74**, 712–717.

表 1. 有漁確率モデルのモデル選択結果

Year	Month	Prefecture	Target	s(Lat, Lon)	s(Depth)	AIC	delta
+	+	+	+	+	+	175304	-
	+	+	+	+	+	181077	5773
+	+	+	+		+	185449	10145
+	+	+	+	+		187821	12518
	+	+	+		+	193592	18289

表 2. 有漁 CPUE モデルのモデル選択結果

Year	Month	Prefecture	Target	s(Lat, Lon)	s(Depth)	Year: Month	Year: s(Lat, Lon)	Month: s(Lat, Lon)	AIC	delta
+	+	+	+	+	+	+	+	+	1059431	-
+	+	+		+	+	+	+	+	1059632	201
+	+	+	+	+		+	+	+	1068017	8586
+	+	+		+		+	+	+	1068230	8798
+	+		+	+	+	+	+	+	1080004	20572

表 3. 有漁確率モデル（１）および有漁 CPUE モデル（２）における各効果を除去した際の AIC の変化（ Δ AIC）

（１）有漁確率モデル		（２）有漁 CPUE モデル	
効果	Δ AIC	効果	Δ AIC
Year	5773	Year	77107
Month	53625	Month	140253
Prefecture	19401	Prefecture	20572
Target	846180	Target	201
s(Lat,Lon)	10145	s(Lat,Lon)	84663
s(Depth)	12518	s(Depth)	8586
		Year:Month	20938
		s(Lat,Lon)*Year	29002
		s(Lat,Lon)*Month	37147

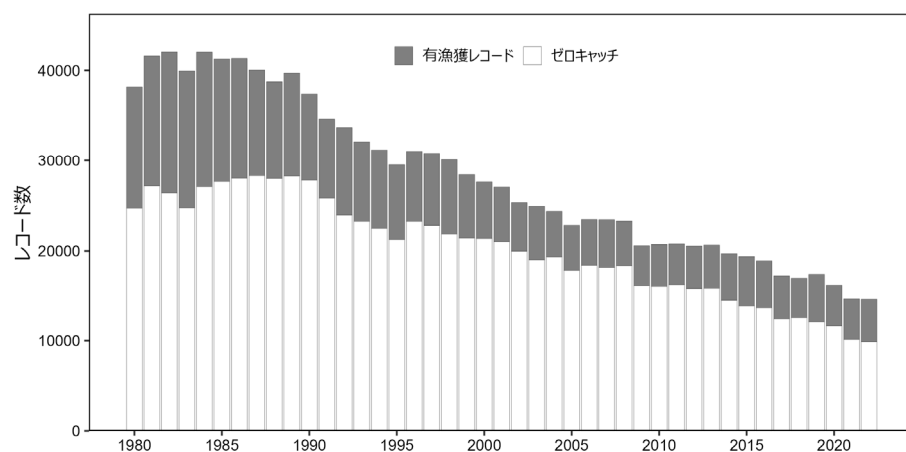


図 1. 年別沖底レコード数

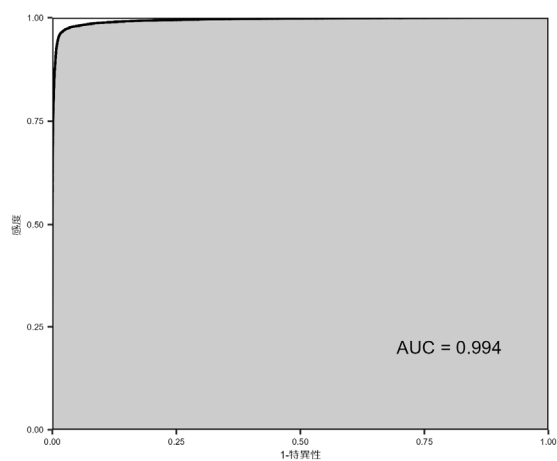


図 2. 有漁確率モデルの ROC 曲線

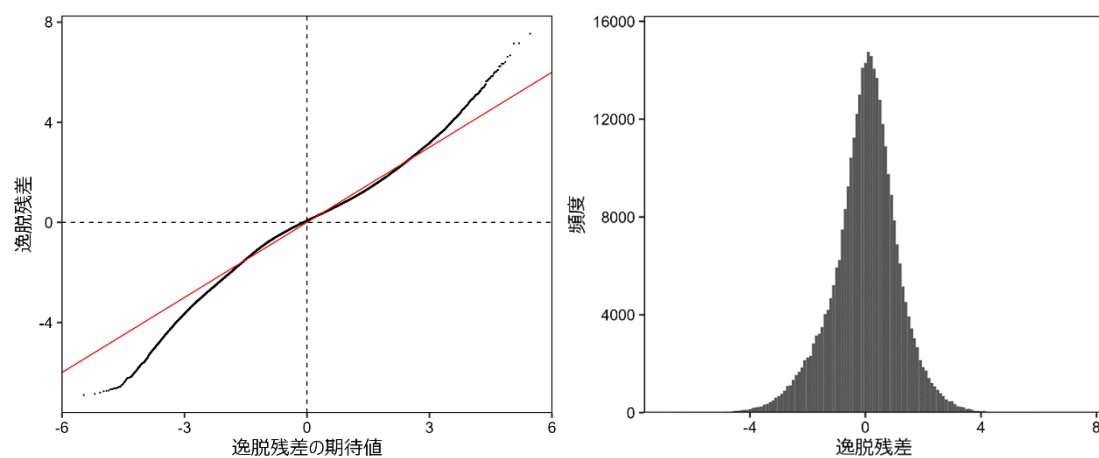


図 3. 有漁 CPUE モデルの QQ プロット (左) および残差の頻度分布 (右)

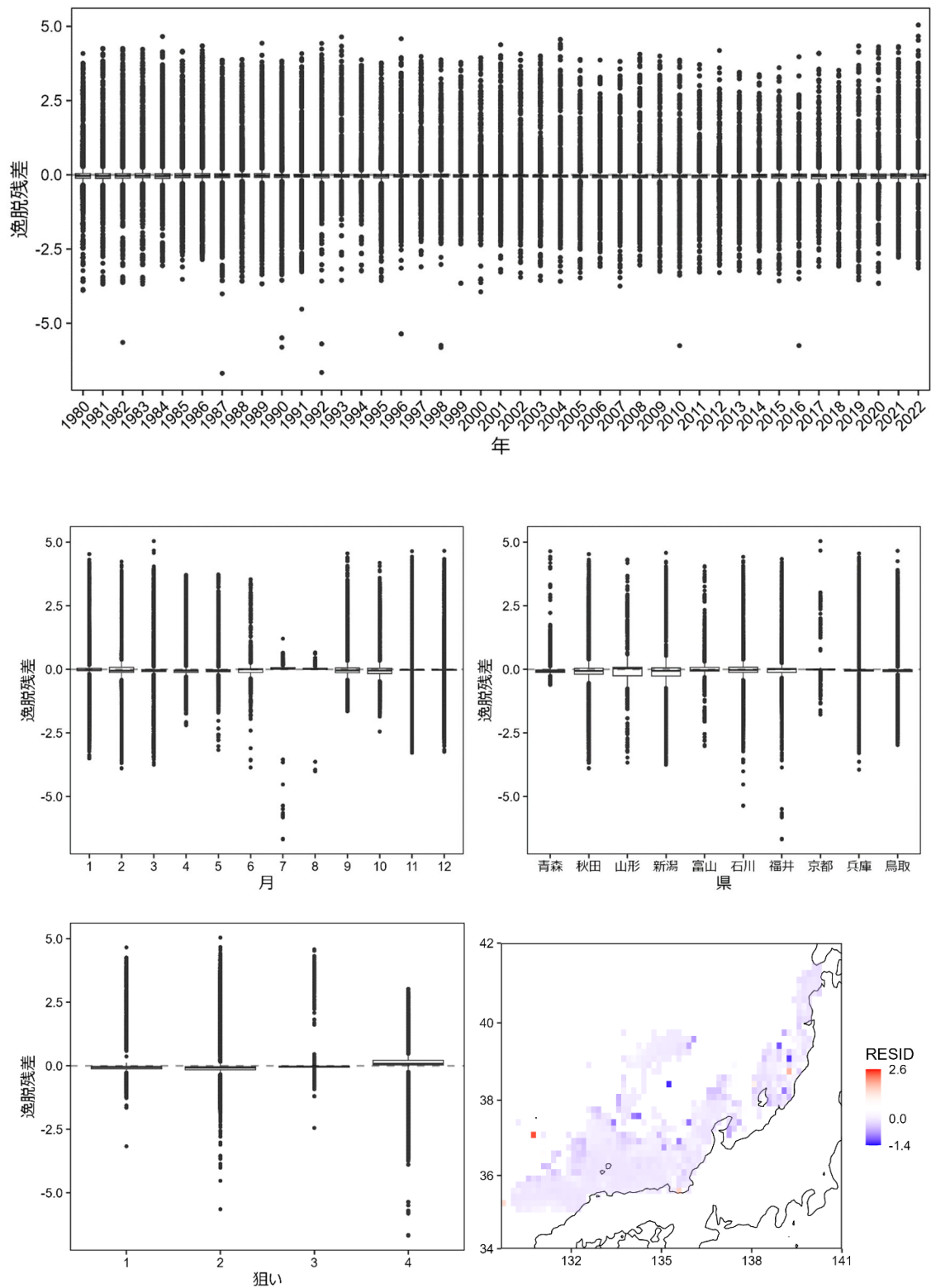


図4. 有漁確率モデルの層別残差 海図には漁区ごとの残差の平均値を示した。

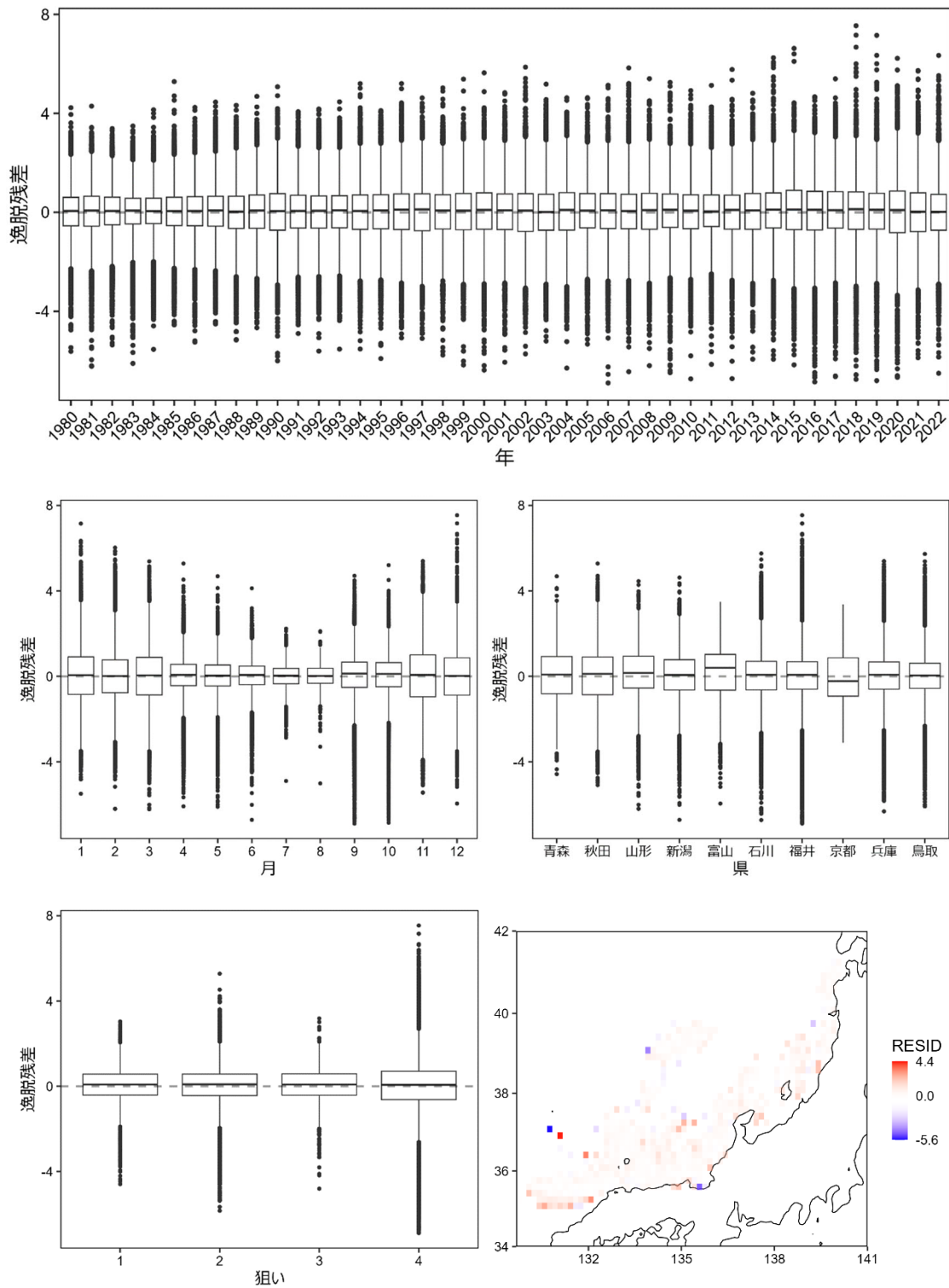


図 5. 有漁 CPUE モデルの層別残差 海図には漁区ごとの残差の平均値を示した。

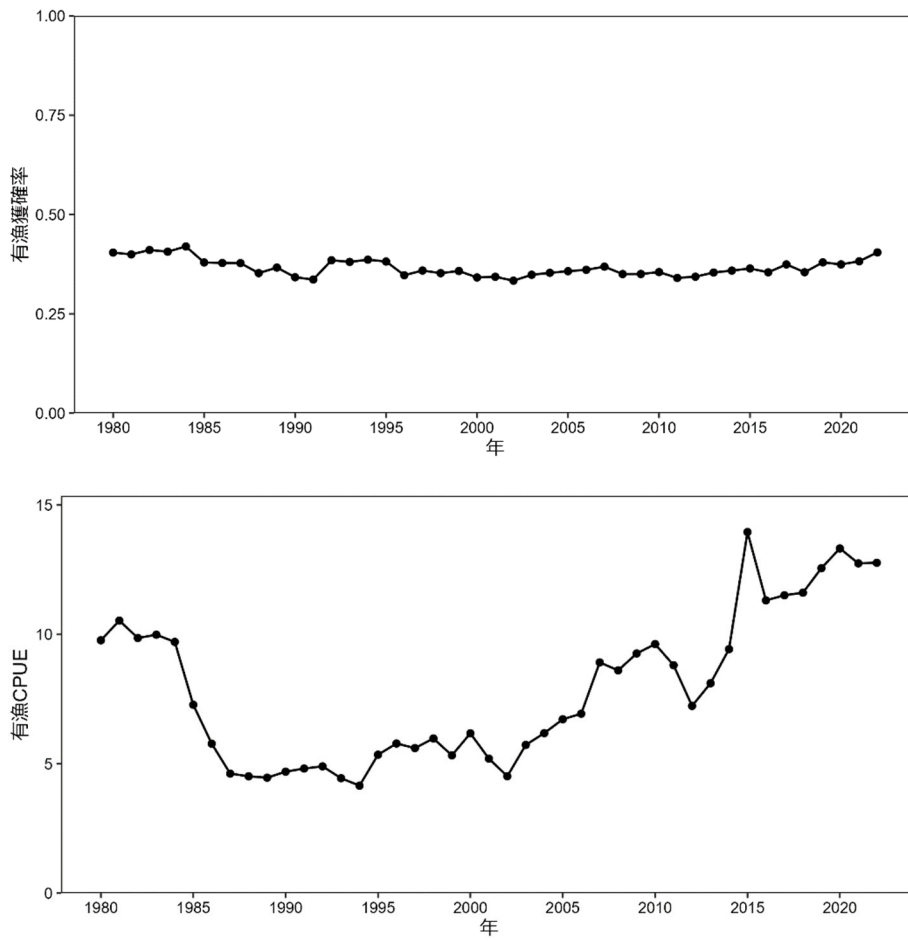


図 6. 有漁確率モデル（上）および有漁 CPUE モデル（下）の年トレンド

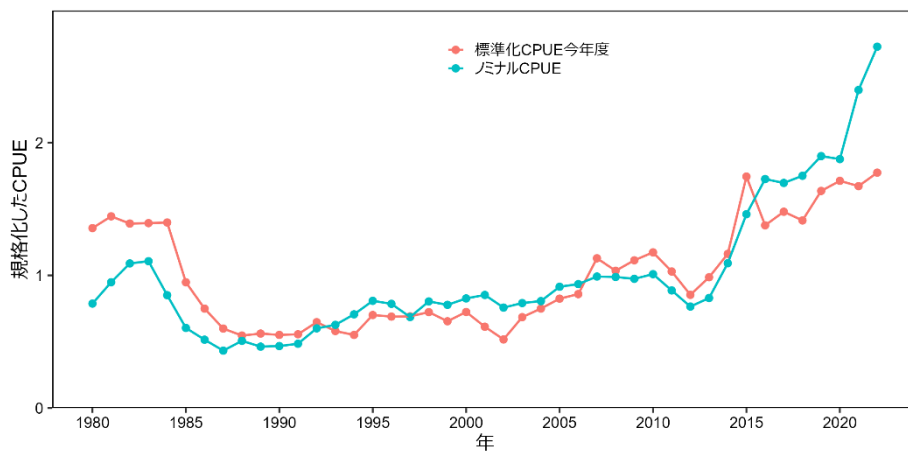


図 7. 標準化 CPUE およびノミナル CPUE の推移 比較のため全年の平均が 1 となるように規格化している。