

令和 5（2023）年度イカナゴ瀬戸内海東部系群の資源評価 狙いとサイズ選択性の変化を考慮した船びき網漁業のシンコ

CPUE の標準化

西嶋翔太・高橋正知・河野悌昌・安田十也
水産研究・教育機構 水産資源研究所 浮魚資源部

概 要 表

データ	兵庫県代表漁協（大阪湾、播磨灘）における日別 0 歳魚 CPUE 播磨灘代表漁協におけるコナ・エサ別努力量（出漁統数）データ
対象	1 日の出漁統数あたりのシンコ（0 歳魚）漁獲尾数
データの利用可能な期間	1989～2023 年
標準化に使用した期間	1989～2023 年
データの抽出	コナ狙い・エサ狙いを予測するモデルを作成したうえで、データを狙い別に分類し、それぞれで標準化の解析を実施した
使用した統計ソフト・パッケージ	R (4.2.1) にてパッケージ caret、Epi、glmmTMB、MuMIn、arm、DHARMA を使用
統計モデル	ガンマ分布を用いた一般化線形混合モデル (GLMM)
フルモデルの説明変数	固定効果：年、漁協、全長、漁協と全長の交互作用 ランダム効果：年と漁協の交互作用、年別の全長の線形効果、年と漁協の交互作用別の全長の線形効果、共通カテゴリーの全長の非線形効果、漁協別の全長の非線形効果、年別の全長の非線形効果、年と漁協の交互作用別の全長の非線形効果 ※非線形効果は一次の自己回帰モデルで推定
最終モデルの選択方法	AICc による総当たりのモデル選択
選択された説明変数	コナ狙い：年、漁協、全長、漁協と全長の交互作用および年と漁協の交互作用別の全長の非線形効果 エサ狙い：年、漁協、全長および年と漁協の交互作用別の全長の非線形効果
年トレンドの抽出方法	サンプリングバイアスのないデータを生成し、全長の効果の年変動を除去した予測値から算出
信頼区間の計算方法	パラメータの事後分布から算出
標準化の結果	コナ・エサ狙いともにノミナルと傾向は似ていた。2005～2014 年にかけてエサ狙いの標準化 CPUE はコナ狙いの標準化 CPUE を大きく上回っていた。コナ狙いの標準化 CPUE は 2011 年以降減少傾向

	向であるが、2020年に最低値を記録して以降、直近3年はやや回復し、2023年の値は前年と同程度であった。
--	---

要 旨

イカナゴ瀬戸内海東部系群の主要な漁業である船びき網のシンコ（0歳魚）漁のCPUEの標準化に取り組んだ。まず、兵庫県播磨灘代表漁協のコナ・エサ別の努力量（出漁統数）データから、コナ狙いとエサ狙いを分類する予測モデルを作成した。そのモデルを使用し、兵庫県代表漁協の播磨灘と大阪湾における1989年から2023年までの日別CPUEデータをコナ狙いとエサ狙いに分類した。次に、狙い別のデータそれぞれに対して一般化線形混合モデルを用い、サイズ選択性の年変動を考慮したCPUEの標準化を行った。その結果、コナ・エサ狙いともに2011年以降標準化CPUEが減少傾向にあることが示されたが、コナ狙いの標準化CPUEは2020年に最低値を記録して以降、やや回復していた。昨年度と同様に、本系群の相対資源量を表していると考えられるコナ狙いの標準化CPUEを本系群の資源評価における最たる資源量指標値として提案する。

はじめに

イカナゴ瀬戸内海東部系群の資源評価は2018年度以降、資源量指標値に基づく2系ルールが適用されてきたが、昨年度、新ルールの導入にあたり単位努力量当たり漁獲量(CPUE)の標準化を行った。この資源量指標値には、兵庫県代表漁協である播磨灘と大阪湾における、船びき網漁業におけるシンコ（0歳魚）の単位努力量当たり漁獲量(CPUE)が使用されている。主に稚魚期に行われるシンコ漁は、本資源における漁獲の主対象であり、従来、シンコを対象とした船びき網漁業は2月の下旬から4月または5月にかけて行われてきた。しかし、近年漁獲量は低迷しており、2017年以降、本漁業の漁期は3月には終了している（図1）。したがって、CPUEデータの利用可能な期間は年によって大きな偏りが存在する。また、1990年代の一部のデータが欠損しており、欠損データの補完が求められる。こういったサンプリングバイアスの影響を取り除くため、シンコの船びき網CPUEの標準化が必要であり、本年度は昨年度の手法を踏襲して標準化に取り組んだ。

本漁業は主に稚魚期の個体を対象としているため、漁期中に大きく成長するという特徴がある（図2）。シンコの銘柄は小型のコナと大型のエサ（または中）へと分けられ、基本的な狙いはコナであるものの、成長するにつれて対象が必然的にエサとなる。コナとエサによって操業方法は変わらないものの、目詰まりを防ぐための中袋の目合

いの変更や、夏眠場への移動に伴う漁場の集中化が起こることがある。こうした資源量以外の CPUE の変動要因を取り除くため、本解析ではまず、各データをコナ狙いかエサ狙いかの分類に取り組んだ。コナ・エサ別のデータは播磨灘代表漁協の 2003 年以降でのみ利用可能であり、そのデータにはコナ・エサ別の水揚げ量と努力量（有漁統数）が記されている。このデータを用い、コナ狙いかエサ狙いかを分類する予測モデルを作成し、コナ・エサ別の情報がないデータに適用し、コナ狙いとエサ狙いにデータを分割した。そのうえで、それぞれのデータに対して一般化線形混合モデルを使用し、CPUE を予測するモデルを構築した。この際、成長に伴い CPUE が変化するため、全長と CPUE の関係をサイズ選択性とみなし、その年変動を推定した。サイズ選択性の年変動は漁業の変化であり、資源量とは無関係であるため、その影響を除去することで標準化 CPUE を算出した。

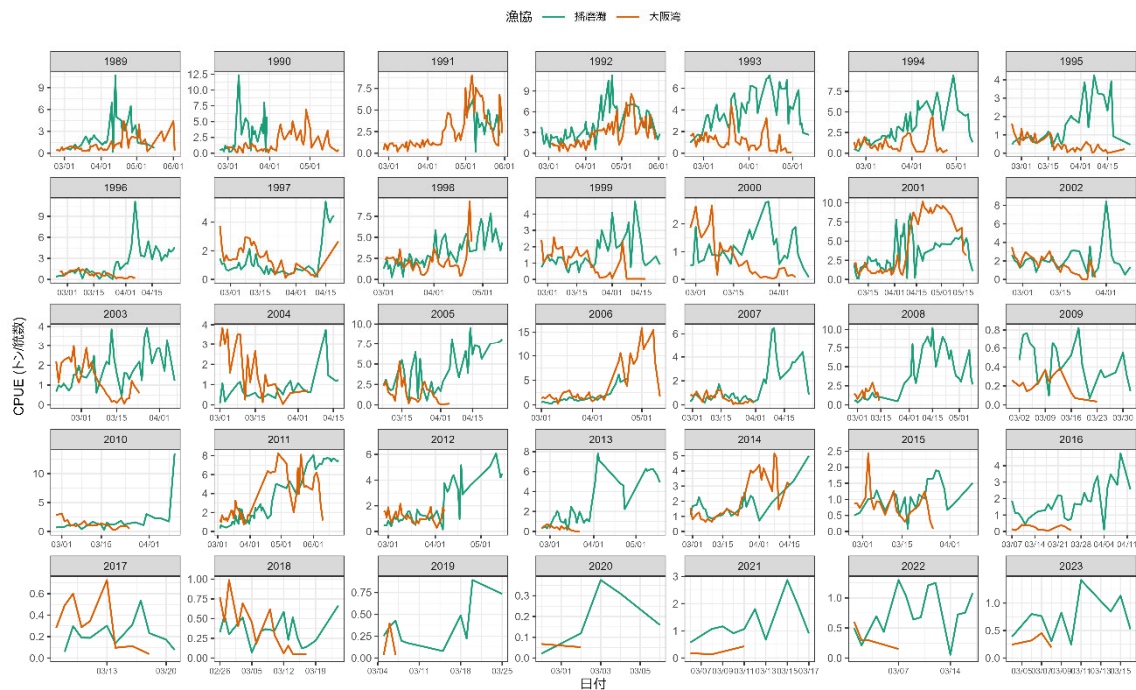


図 1. 各年・各漁協の漁期中の CPUE (トン/統) の変化

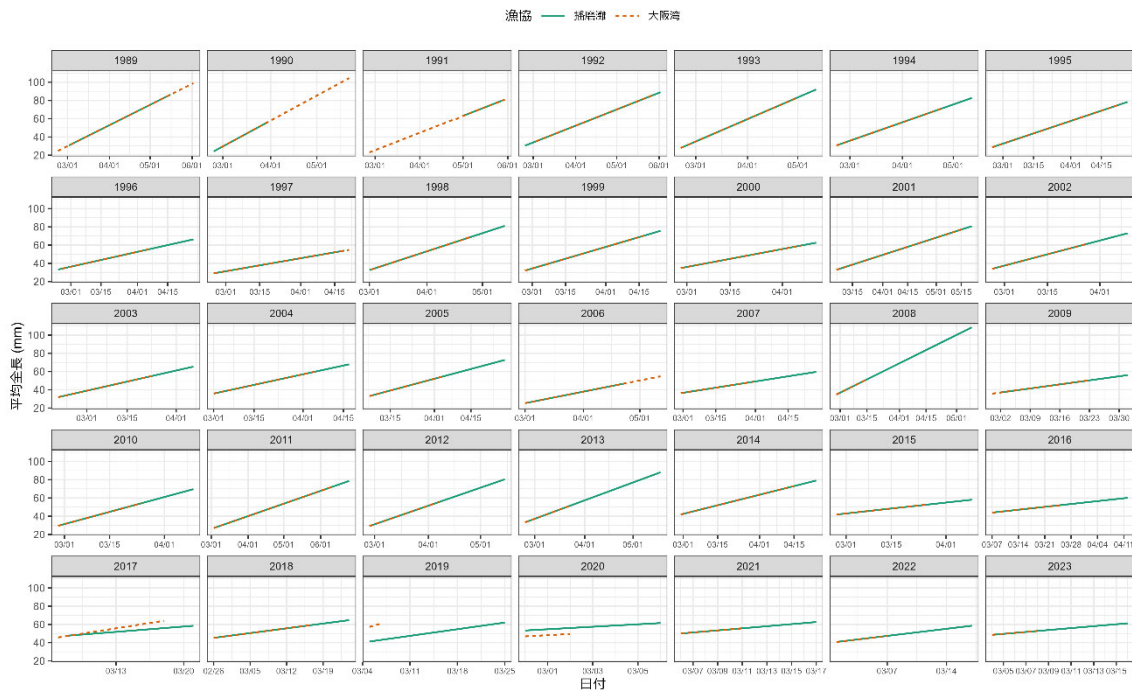


図 2. 各年における平均全長の成長パターン

コナ・エサ狙いの分類

モデル構築およびモデル選択

シンコが成長し、エサが主な漁獲対象になるにつれて、目詰まりを防ぐための中袋の目合いの変更や、夏眠場への移動に伴う漁場の集中化といった資源量変動以外の要因によって CPUE が上昇することがある。したがって、こういった要因の影響を取り除いて標準化を行うことが重要である。2003 年以降の兵庫県播磨灘代表漁協の日別水揚げ量データには、コナ銘柄とエサ銘柄それぞれの水揚げがあった統数が記録されている ($N = 540$)。このデータにおいて、コナとエサそれぞれの漁獲があった統数（有漁統数）が多い方を「コナ狙い」と「エサ狙い」の操業日として定義すると、4 月以降にエサ狙いの操業に切り替わることで CPUE が高水準で維持されている年がみられ（図 3）、こうした年では狙いの変更によって漁期後半の CPUE が上昇している可能性がある。そこで、本データからコナ狙いとエサ狙いを分類するモデルを作成し、そのモデルをコナ・エサ別データのない 2002 年以降の播磨灘代表漁協のデータおよび全期間の大阪湾代表漁協のデータに適用し、コナ狙いとエサ狙いのデータに分類する。

コナ・エサ狙いのモデルとしてロジスティック回帰を使用した。説明変数として 1 月 1 日からの経過日数と平均全長 (mm)、およびこれらの交互作用を使用し、logit リンクに基づく二項分布を用いた。AICc 基準で総当たりのモデル選択を行った結果、経過日数と平均全長の単効果が含まれるモデルがベストモデルとして選ばれた（表 1）。

どちらの変数も大きくなるほど、エサ狙いとなる確率が上昇した（図 4）。総当たりのモデル選択には MuMIn パッケージを使用した（Bartoń 2022）。

予測性能の評価

ベストモデルの予測性能を評価するため、2007 年以降のデータを訓練データ（ $N = 410$ 、75.9%）とし、2003～2006 年のデータ（ $N = 130$ 、24.1%）に対する分類性能を評価した。訓練データ以前のデータをテストデータとして使用したのは、2003 年以降のデータから 2002 年以前の播磨灘漁協のデータを分類する必要があるためである。テストデータに対する正答率は 0.931（95%信頼区間: 0.873～0.968）であり、高い正答率が得られた（表 2）。また、ROC 曲線を求めたところ、Area under the curve（AUC）は 0.985 とこちらも高い予測精度が示された（図 5）。これらのことから、本モデルは狙いについての十分な予測性能をもつと考えられ、分類モデルとして使用するのに妥当であると判断した。正答率の計算には caret パッケージ（Kuhn 2022）を、AUC の計算には Epi パッケージ（Carstensen et al. 2022）を使用した。

コナ狙いからエサ狙いの変化は 1 月 1 日からの経過日数が 90 日前後、平均全長が 55mm 付近で生じていることが多かった（図 6）。その結果、2009 年と 2017 年以降はエサ狙いと判別されるデータは存在しなかった。これらの年は CPUE が低く、遅くとも 4 月上旬には漁期が終了しており（図 1）、エサ狙いへの移行する前にシンコ漁が終了したと考えられる。

表 1. コナ・エサ狙いを分類するためのロジスティック回帰におけるモデル選択の結果

順位	切片	経過日数	平均全長	経過日数 ×平均全長	自由度	対数尤度	AICc	Δ AICc
1	-33.568	0.207	0.234	-	3	-57.64	121.32	0
2	-20.698	0.075	0	0.002	4	-57.53	123.14	1.81
3	-21.443	0.219	-	-	2	-85.5	175.02	53.7
4	-18.002	-	0.295	-	2	-108.46	220.94	99.61

表 2. 狙いの判別の正答表

真値	予測値	
	コナ狙い	エサ狙い
コナ狙い	19	5
エサ狙い	4	102

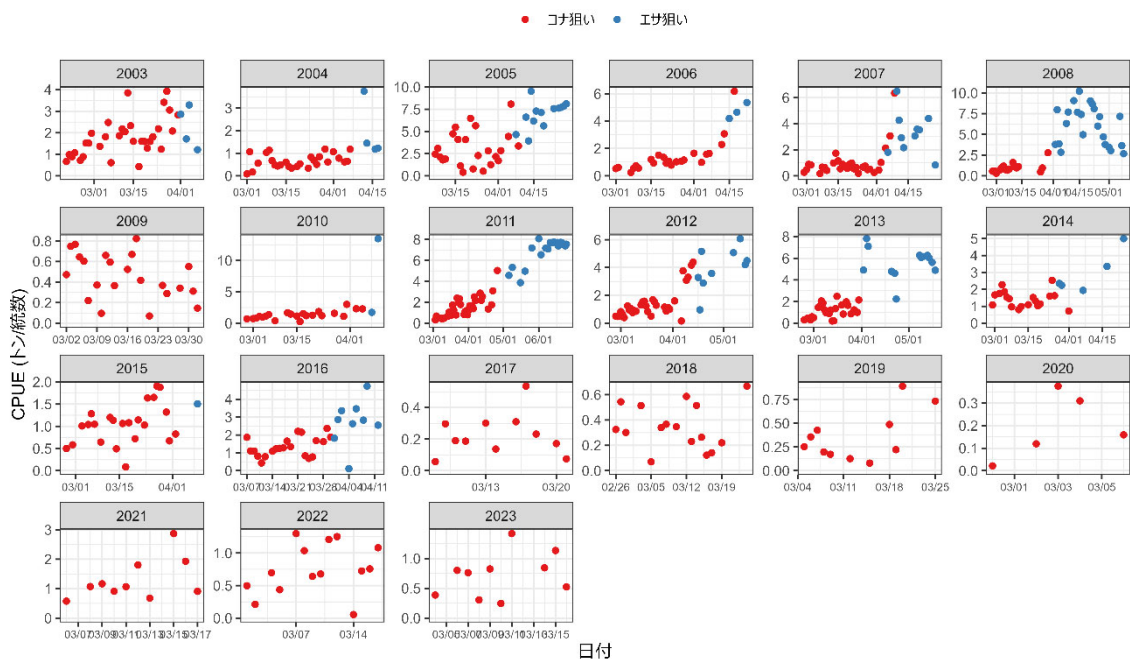


図 3. 兵庫県播磨灘代表漁港におけるコナ・エサ狙い別の CPUE（トン/統）と日付の関係

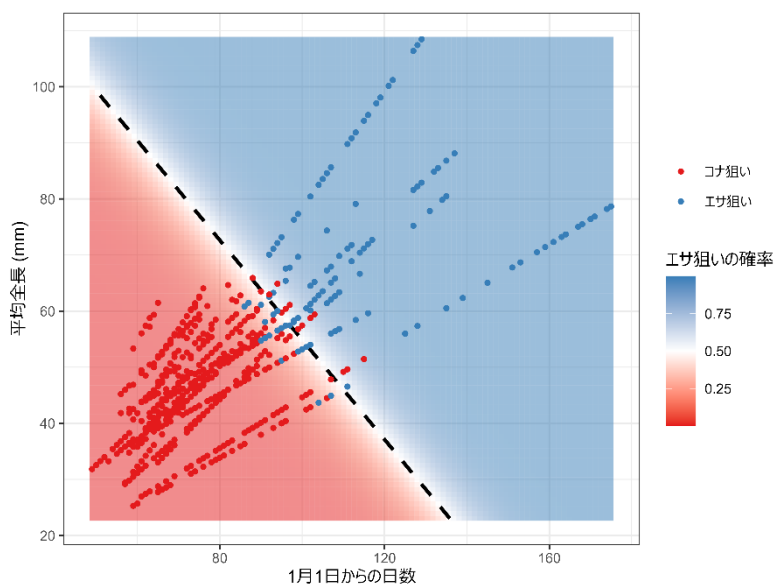


図 4. コナ・エサ分類におけるベストモデル（表 1）から推定されるコナ狙いとなる確率と平均全長および 1 月 1 日からの経過日数の関係

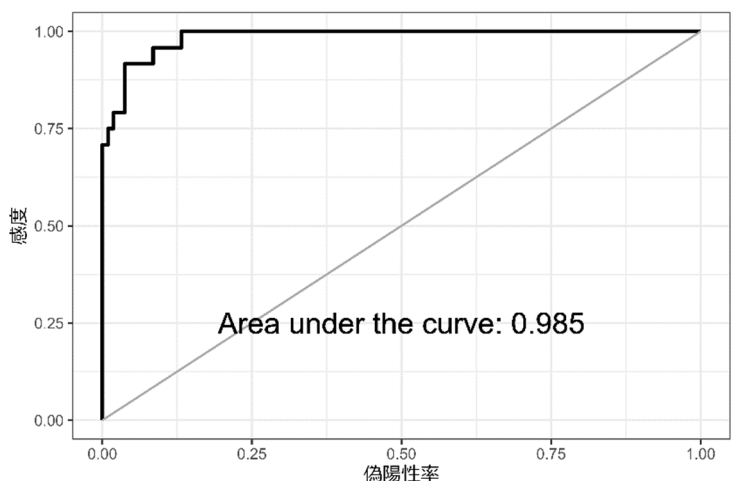


図 5. コナ・エサ狙いの分類モデルのテストデータに対するにおける ROC 曲線

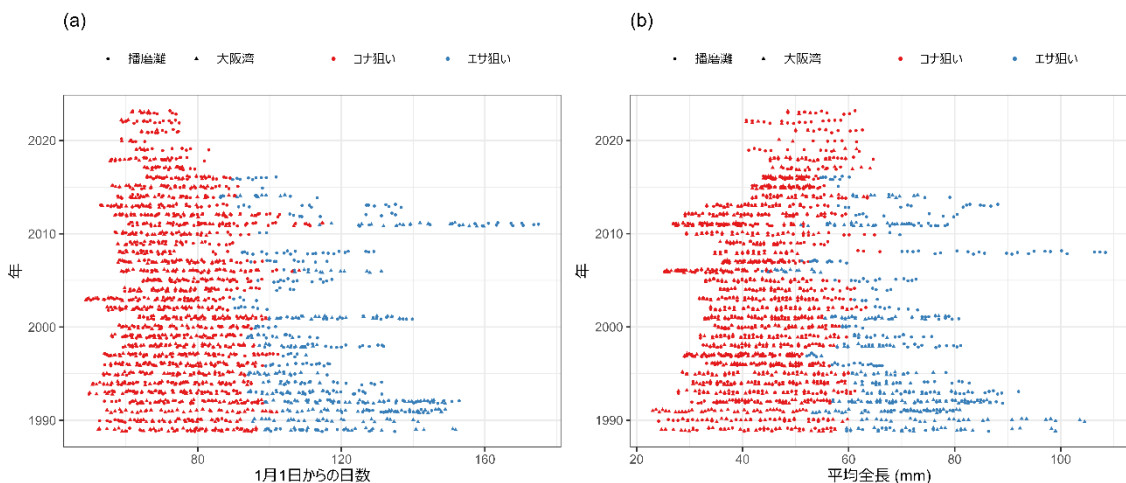


図 6. 各データのコナ・エサ別の狙いの分類。縦軸が各年を表し、横軸は説明変数として使用した 1 月 1 日からの経過日数 (a) と平均全長 (b)

コナ・エサ狙い別の CPUE 標準化

モデル構築

コナ狙いとエサ狙いにデータを分けてそれぞれで CPUE 標準化を行った（コナ狙い: $N = 1,587$; エサ狙い: $N = 538$ ）。狙い別に解析した理由としては、エサ狙いに変更後の CPUE は中袋の目合いの変更や漁場の集中といった影響を反映していると考えられ、資源量の情報がどの程度含まれているのか不確かだからである。使用した兵庫県の代表漁協（播磨灘・大阪湾）の日別データには、重量ベースの CPUE と、全長と体重と関係式（図 7）を用いて計算された尾数ベースの CPUE が記録されている。本解析では、目的変数は CPUE（百万尾/統）とし、0 より大きい連続変数であるのでガンマ分布を使用した：

$$y_i \sim \text{Gamma}(s_i, r_i) \quad (1)$$

重量ベースではなく尾数ベースの CPUE を使用したのは、全長の効果を推定する際に体重変化の影響を除去し、サイズ選択性の影響を明らかにするためである。年・漁協・全長の線形効果、全長の非線形効果およびそれらの交互作用から CPUE の期待値を予測する GLMM を構築する。すべての変数を含むフルモデルは、対数リンクを用いた以下の式で表される（各変数の説明は表 3 に示す）：

$$\log(\mu_i) = \alpha_\mu + \beta_{T_i} + \beta_{A_i} + \beta_L L_i + \beta_{A_i:L} L_i + \gamma_{T_i:A_i} + \gamma_{T_i:L} L_i + \gamma_{T_i:A_i:L} L_i + \varepsilon_{C,l_i} + \varepsilon_{T_i,l_i} + \varepsilon_{A_i,l_i} + \varepsilon_{T_i:A_i,l_i} \quad (2)$$

ここで、年と漁協の交互作用には欠損カテゴリーが存在するため、ランダム効果で推定した ($\gamma_{T_i:A_i}$)。また、全長効果の、年による違いおよび年と漁協の交互作用カテゴリーによる違いは、ランダム効果で推定した ($\gamma_{T_i:L}, \gamma_{T_i:A_i:L}$)。これは、サイズ選択性を表す全長の効果の年変動は資源変動とは関係のない漁具能率の変化とみなし、各年の効果よりも年によるばらつきに関心があるため、ランダム効果で推定するのが適切と考えたからである。全長の非線形効果は、欠損が生じないように全長を 2mm ごとのビンに分け、隣り合うビン間での相関をもつ一次の自己回帰モデルを使用し、ランダム効果で推定した。さらに、本データは操業ごとではなく、日別に複数の操業をまとめたものなので、観測誤差の大きさが操業の数によって異なると考えられる。そのため、観測誤差の大きさを目的変数、出漁統数を説明変数としたモデリングを行った：

$$\log(s_i) = \alpha_s + \beta_E \log(E_i) \quad (3)$$

解析には、glmmTMB パッケージ (Brooks et al. 2017) を使用した。

表 3. GLMM における各変数の説明。

変数	種類	説明
y_i	データ (目的変数)	サンプル i の CPUE (百万尾/統)
s_i	導出パラメータ	サンプル i の形状パラメータ (変動係数の二乗の逆数に相当する)
r_i	導出パラメータ	サンプル i の尺度パラメータ
μ_i	導出パラメータ	サンプル i の CPUE の期待値 ($= s_i/r_i$)
T_i	データ (カテゴリーカル変数)	サンプル i の年
A_i	データ (カテゴリーカル変数)	サンプル i の漁協
L_i	データ (連続変数)	サンプル i の平均全長
C	データ (カテゴリーカル変数)	サンプル共通のカテゴリー
l_i	データ (順位付きカテゴリーカル変数)	サンプル i の全長ビン
E_i	データ (連続変数)	サンプル i の出漁統数
α	切片 (固定効果)	切片
β	固定効果	各変数の推定パラメータ
γ	ランダム効果	カテゴリー間で独立な推定パラメータ
ε	ランダム効果	平均全長ビン間で一次の自己相関構造をもつ推定パラメータ (全長の非線形効果を表す)

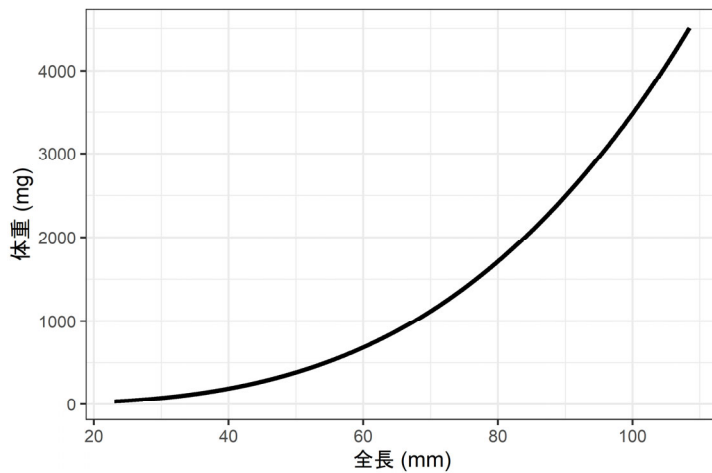


図 7. 全長と体重の関係

モデル選択

上記のフルモデルにおける切片と年効果以外の固定効果およびランダム効果について、AICc 規準の総当たりのモデル選択を行った。モデル選択には MuMIn パッケージを使用した (Bartoń 2022)。その結果、コナ狙い・エサ狙い両方の解析において、漁協 (β_{A_i})・全長の線形効果 (β_L)・年と漁港の交互作用カテゴリー別の全長の非線形効果 ($\varepsilon_{T_i:A_i,l_i}$)・出漁統数の観測誤差への影響 (β_E) は上位モデルに必ず選ばれた。これは、CPUE が漁協によって異なること、全長に対して CPUE は減少傾向にあるが、年と漁協の交互作用カテゴリー毎に異なる全長の非線形効果を持つことを示している (図 8、9)。また、出漁統数はガンマ分布の形状パラメータに対して正の効果をもっており、統数が増えるほど観測誤差が小さくなることを意味している。これにより、統数の多いデータの重みを上げ、統数の少ないデータの重みを下げてパラメータ推定が行われている。さらに、コナ狙いの CPUE では漁協と全長の交互作用効果 ($\beta_{A_i:L}$) が上位モデルに選ばれており (表 4)、播磨灘では全長の増加に対する CPUE の減少率が緩やかであるのに対し、大阪湾では全長の増加に対する CPUE の減少率が急であった (図 8)。コナ狙いのベストモデルで選ばれた CPUE の予測モデルは

$$\log(\mu_i) = \alpha_\mu + \beta_{T_i} + \beta_{A_i} + \beta_L L_i + \beta_{A_i:L} L_i + \varepsilon_{T_i:A_i,l_i} \quad (4)$$

であるのに対し、エサ狙いでは

$$\log(\mu_i) = \alpha_\mu + \beta_{T_i} + \beta_{A_i} + \beta_L L_i + \varepsilon_{T_i:A_i,l_i} \quad (5)$$

であった。選択されたベストモデルは昨年度と同様であった。

表 4. 狙い別 CPUE におけるモデル選択の結果 各パラメータの定義について本文と表 3 を参照のこと。

順位	β_{T_i}	β_{A_i}	β_L	$\beta_{A_i:L}$	$\gamma_{T_i:A_i}$	$\gamma_{T_i:L}$	$\gamma_{T_i:A_i}$	ε_{C,l_i}	ε_{T_i,l_i}	ε_{A_i,l_i}	$\varepsilon_{T_i:A_i,l_i}$	β_E	自由度	対数尤度	AICc	$\Delta AICc$
<u>コナ狙い</u>																
1	+	+	-0.031	+	-	-	-	-	-	-	+	0.853	42	-3536.86	7160.07	0
2	+	+	-0.031	+	-	-	+	-	-	-	+	0.853	43	-3536.86	7162.18	2.11
3	+	+	-0.031	+	+	-	-	-	-	-	+	0.853	43	-3536.86	7162.18	2.11
4	+	+	-0.031	+	-	+	-	-	-	-	+	0.853	43	-3536.86	7162.18	2.11
5	+	+	-0.031	+	-	-	-	+	-	-	+	0.854	44	-3536.51	7163.58	3.51
<u>エサ狙い</u>																
1	+	+	-0.058	-	-	-	-	-	-	-	+	0.607	33	-1053.3	2177.05	0
2	+	+	-0.055	+	-	-	-	-	-	-	+	0.608	34	-1052.87	2178.46	1.41
3	+	+	-0.058	-	+	-	-	-	-	-	+	0.607	34	-1053.3	2179.33	2.28
4	+	+	-0.058	-	-	-	+	-	-	-	+	0.607	34	-1053.3	2179.33	2.28
5	+	+	-0.058	-	-	+	-	-	-	-	+	0.607	34	-1053.3	2179.33	2.28

+ : 各説明変数が選ばれたことを意味する。

- : 各説明変数が選ばれなかったことを意味する。

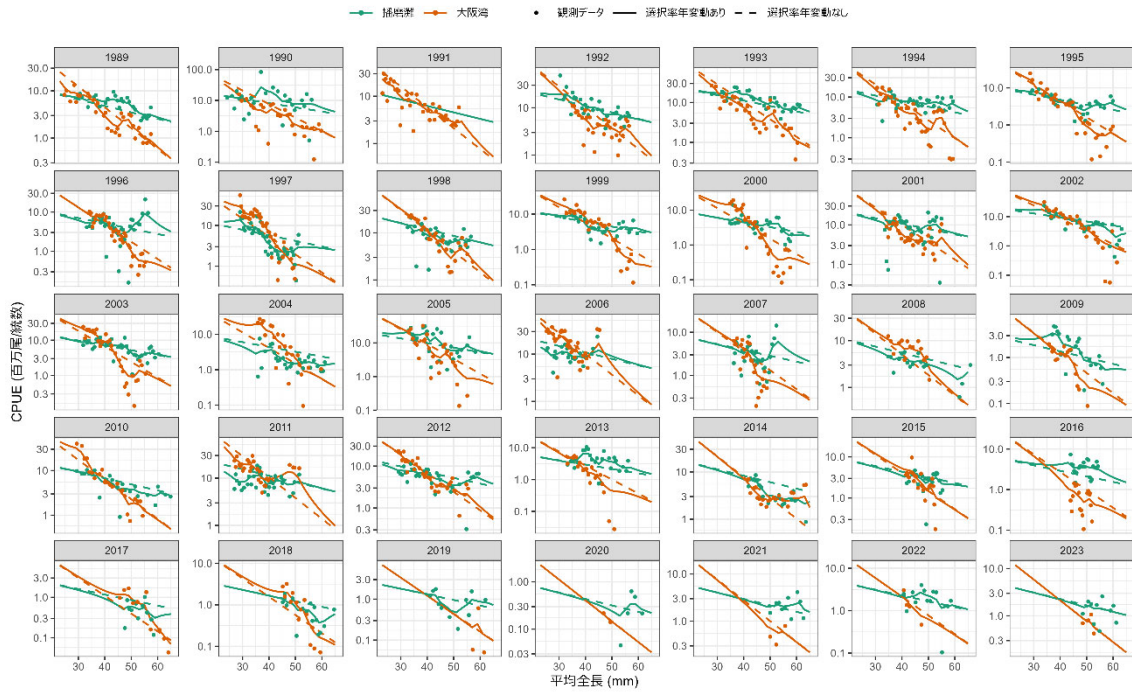


図 8. コナ狙いの CPUE と平均全長の関係 実線は全長の効果（サイズ選択性）の年変動を含めたデータへの予測値を表すのに対し、点線は全長の効果の年変動を除いたときの予測値を表しており、後者を標準化 CPUE の算出に使用した。

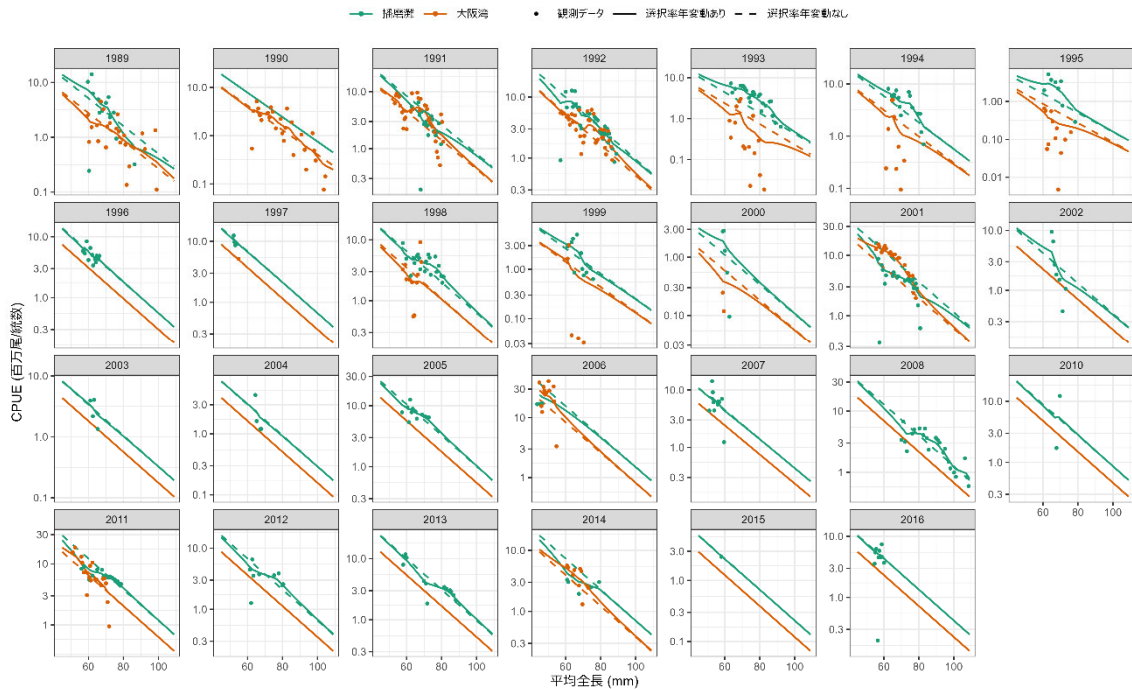


図 9. エサ狙いの CPUE と平均全長の関係 実線は全長の効果（サイズ選択性）の年変動を含めたデータへの予測値を表すのに対し、点線は全長の効果の年変動を除いたときの予測値を表しており、後者を標準化 CPUE の算出に使用した。

年トレンドの算出

年・漁協のカテゴリカル変数に加え、狙い別データの平均全長の最小値と最大値を 2mm 毎に分けた変数を総当たりで組み合わせたサンプリングバイアスのない疑似データセットを用意し、年トレンドの算出に使用した。ベストモデルで選択された変数のうち、年と漁協の交互作用カテゴリー間の全長の非線形効果 ($\varepsilon_{Ti:A_i,l_i}$) は、サイズ選択性の年変動を表す項であり、年共通のサイズ選択性で漁獲した場合の CPUE を標準化指標として考えるため、年トレンドの算出に使用しなかった。式 4 および式 5 から $\varepsilon_{Ti:A_i,l_i}$ を除いた式を用いて、疑似データの CPUE (百万尾/統数) を予測した (図 8、9 における点線に相当)。さらに、全長と体重の換算式 (図 7) から重量ベースの CPUE (トン/統数) を求め、各年の平均値を標準化 CPUE として算出した (表 5)。

標準化トレンドの信頼区間は、狙いの分類における推定誤差も考慮するため、使用したロジスティックモデルの推定パラメータの事後分布を、arm パッケージ (Gelman and Su 2021) を用いて 100 サンプル生成し、それぞれで狙い別のデータに分割した。狙いの分割をしたデータに対して CPUE の予測モデルを再フィットさせ、そこからパラメータの事後分布を各モデルにつき 100 サンプル生成し、その事後分布から同様の手法を用いて標準化 CPUE を計算した。計 10,000 回の繰り返しから信頼区間を算出した。

平均が 1 となるように規準化すると、コナ狙いの標準化 CPUE はコナ狙いのノミナル CPUE とおおよそ同じ傾向であったが、直近 3 年間は標準化 CPUE の方がノミナル CPUE よりも低かった (図 10)。直近 3 年間は漁期の開始時期が遅かったため、例年の漁期の初期にあたる期間のデータがなかった (図 1)。漁期の初期は全長・体重が低いことで重量ベースの CPUE が低くなるため、標準化によりその期間の CPUE を補完することでノミナルよりも低い値になるからである (図 1、8)。なった。エサ狙いの標準化 CPUE もまたノミナル CPUE と相対的なトレンドはあまり変わらなかった (図 10)。どちらの標準化 CPUE も 2011 年以降減少傾向であったが、コナ狙いの標準化 CPUE は 2020 年に最低値を記録し、それ以降はやや回復し、2023 年の値は 2022 年と同程度であった。

表 5. ノミナル CPUE (コナ・エサ狙い両方、コナ狙い、エサ狙い) と標準化 CPUE (コナ狙い、エサ狙い) の年トレンド 単位はトン/統。

年	ノミナル 両方	ノミナル コナ	標準化 コナ	ノミナル エサ	標準化 エサ
1989	1.686	1.010	0.892	2.691	2.098
1990	2.037	1.766	1.523	2.569	3.180
1991	2.621	0.979	1.161	3.837	3.424
1992	3.337	1.917	2.035	4.711	4.024
1993	2.769	2.378	2.075	3.360	1.797
1994	2.238	1.684	1.477	3.764	2.390
1995	0.942	0.881	0.889	1.109	0.660
1996	1.639	1.178	0.957	3.810	2.352
1997	1.370	1.140	1.061	4.203	2.793

1998	2.771	2.115	2.204	3.899	2.640
1999	1.373	1.297	1.124	1.619	1.065
2000	1.001	1.034	0.827	0.754	0.446
2001	3.745	2.046	2.007	6.194	4.780
2002	1.972	1.809	1.735	3.203	1.716
2003	1.585	1.539	1.327	2.271	1.378
2004	1.180	1.123	0.820	1.901	1.234
2005	3.266	2.278	1.841	6.913	4.275
2006	3.140	1.789	2.018	8.272	6.346
2007	1.200	0.811	0.726	3.306	1.832
2008	3.337	1.255	1.014	6.053	5.256
2009	0.358	0.358	0.253	-	-
2010	1.561	1.286	1.253	7.606	3.627
2011	3.427	1.890	2.097	5.989	4.960
2012	1.648	1.311	1.332	3.971	2.750
2013	1.885	0.811	0.550	5.602	4.081
2014	1.991	1.453	1.546	3.389	2.979
2015	0.954	0.941	0.812	1.505	0.927
2016	1.216	0.853	0.540	2.709	1.759
2017	0.264	0.264	0.218	-	-
2018	0.369	0.369	0.312	-	-
2019	0.316	0.316	0.243	-	-
2020	0.158	0.158	0.081	-	-
2021	1.056	1.056	0.551	-	-
2022	0.662	0.662	0.425	-	-
2023	0.604	0.604	0.424	-	-

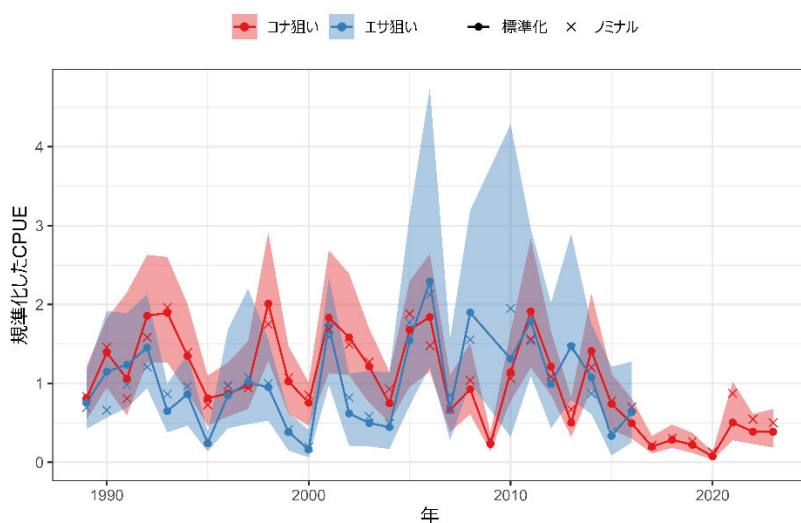


図 10. コナ狙いとエサ狙いの標準化 CPUE とノミナル CPUE（平均が 1 となるように標準化している） 塗りつぶしは 95%信頼区間を示す。

モデル診断

選択されたベストモデルについて、DHARMA パッケージ (Hartig 2022) により標準化残差を算出し、モデル診断を行った。この手法は、モデルが正しいと仮定したうえで観測データをシミュレートし、実際の観測データの分位点を標準化残差として定義するものであり、理論的には標準化残差は 0 から 1 の一様分布に従い、予測値や説明変数に対して独立となる。

標準化残差の QQ プロットはコナ狙いについては、おおむね理論的な予測線上に載っていたが、エサ狙いについては中央付近で予測線から外れていた (図 11a)。標準化残差が一様分布に従っているかをコルモゴロフ・スミロノフ検定で検証したところ、コナ・エサ狙い両方において有意差が検出された (図 11b)。また、予測値と標準化残差には、コナ・エサ狙いともに緩やかな正の相関が見られており、一般化加法モデルにおいて有意差が検出された (図 11c)。

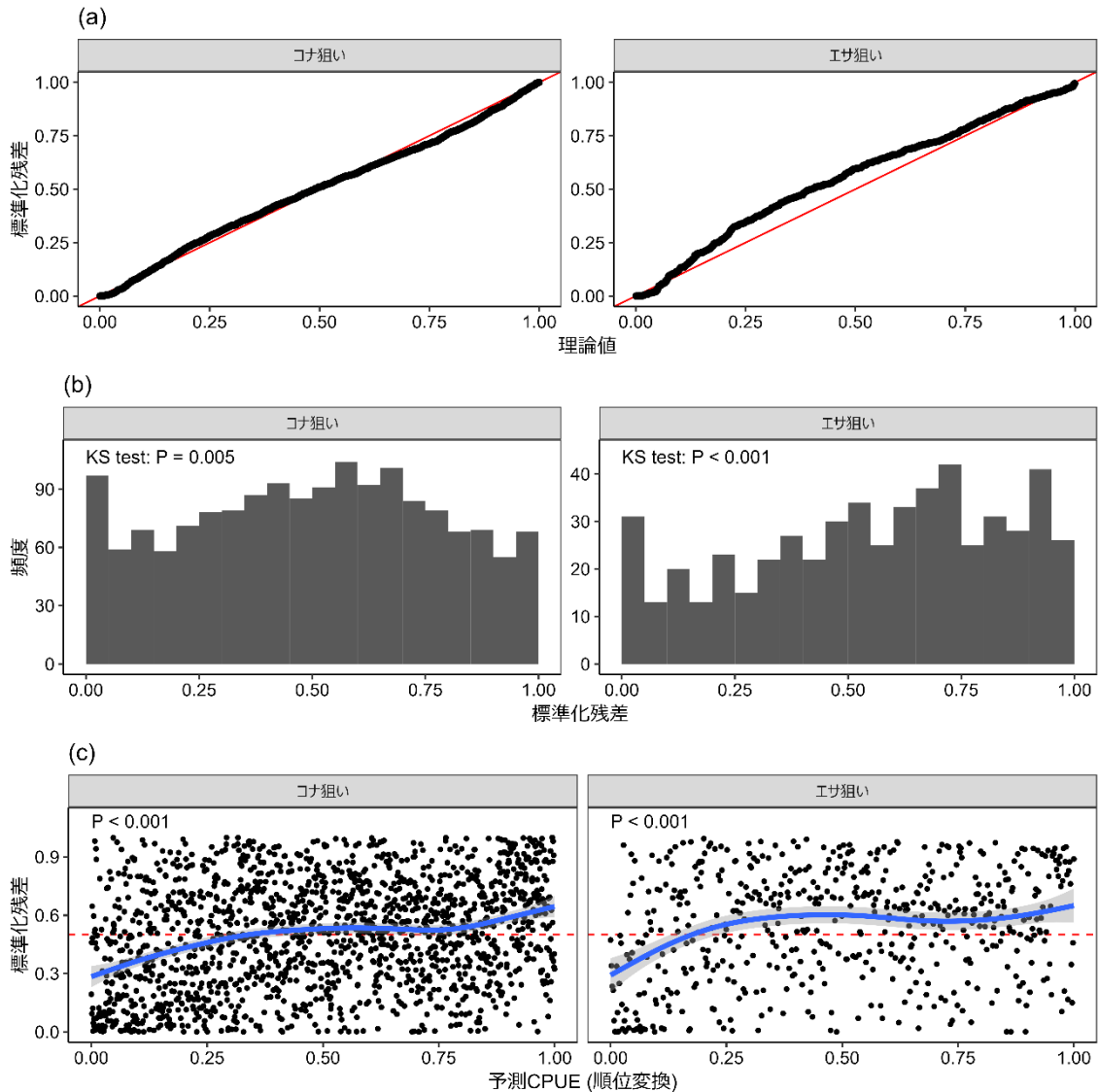


図 11. モデル診断における QQ プロット (a)、標準化残差のヒストグラム (b)、予測 CPUE と標準化残差の関係 (c) (b) の左上に、コルモゴロフ・スミロノフ検定における P 値を示す。(c) における青実線は一般化加法モデルで推定された予測値 (95%信頼区間付き) を表しており、P 値を左上に示す。

考察

本文書ではイカナゴ瀬戸内海東部系群のシンコを対象に、兵庫県代表漁協である播磨灘と大阪湾の船びき網漁業 CPUE の標準化に取り組んだ。まず、コナ狙いのデータとエサ狙いのデータの分類を行い、漁期が後になるほど、また平均全長が大きくなるほどエサ狙いと判別されることが示された (図 4)。これら 2 つの説明変数は、漁期が後になるほど全長が増えるので相関するが、どちらか一方の変数を使用するよりも、両方の変数を使用した方が、AICc が低くなった (表 1)。これは、成長が速い年では早い時期にエサ狙いに切り替わる一方で、切り替わるときの平均全長は大きく、逆に成長が遅い年では遅い時期にエサ狙いに切り替わり、その時の平均全長は小さくなるか

らである。コナとエサに銘柄を区分するときのサイズは年によって変動があるため、本解析の結果で全長と漁期の両方が選ばれたのは妥当な結果であると考えられる。また、交差検証によって播磨灘における過去のデータへの予測精度が十分に高いことが示されたため、データの少ない 2002 年以前の播磨灘に対する予測性能も高いと期待される。一方で、大阪湾のコナ・エサ別の情報は全期間で存在しないため、大阪湾のデータに対する予測性能は不明である。今後、大阪湾のコナ・エサ別のデータの収集や、新たな手法の開発によって、狙いの分類精度が向上する可能性が考えられる。

CPUE の標準化では、全長の非線形効果を自己回帰モデルに基づくランダム効果により推定した。ある変数の非線形効果を推定する場合、一般化加法モデル (GAM) が使用されることが多いが、GAM の計算には時間がかかることや過剰適合を引き起こしやすいといった問題もある。近年では、TMB の開発とともに、複雑なランダム効果をもつモデルのパラメータ推定を高速で行うことが可能になっており、本研究で示した自己回帰モデルをランダム効果で推定する GLMM は非線形効果の扱いを容易にする有効な手段になるかもしれない。全長の非線形効果は、年と漁協の交互作用カテゴリー別に異なっていた一方で、全長の線形効果は年と漁協に共通しているというモデルが選ばれた (表 4)。この結果は、本資源量指標値が基本的には小型のコナ狙いの漁業データであるという事実から考えると、尤もらしい結果だと思われる。小型の個体への選択性が一貫して高い一方で、年や漁協によっては短期的な漁具能率の変動が起こり、そうした要因が CPUE の変動を引き起こしていると考えられる。こういった考えから、サイズ選択性の年変動の影響を除去し、毎年一貫したサイズ選択性であった場合の予測 CPUE とした標準化指標値として算出した。

モデル診断の結果、残差が理論的な予測と外れていることが示唆された (図 11)。これは、予測から大きく外れるデータ点がしばしば存在することに起因する。今回の解析は、年と漁協の交互作用とカテゴリー別の全長の非線形効果を推定し、その効果は外れ値の影響を受けるものの、その非線形効果を除いて標準化 CPUE を算出したため、外れ値の影響は受けにくい手法を取っている。しかし、より外れ値に頑健な統計的な手法を探ることは今後の改善に向けた重要な取り組みのひとつである。

本解析では、コナ狙いとエサ狙いに分けて両方の CPUE 標準化を実施したが、コナ狙いの標準化 CPUE は解析対象としたすべての年で利用可能なのに対し、エサ狙いの標準化 CPUE は 2009 年と 2017 年以降の漁期が早く終了したことでエサ狙いと分類されたデータが存在しなかったため算出できなかった (表 5、図 10)。また、標準化は行っただものの、エサ狙いの CPUE は目合いの変更や漁場の変化といった要因の影響を受けやすいと考えられ、どの程度資源量の情報をもつのかは定かではない。エサ狙いの標準化 CPUE はコナ狙いの標準化 CPUE よりも全体的に高いが、2005 年から 2014 年にかけてその差は特に大きかった (表 5)。狙い別に解析することで、コナ狙いの標準化 CPUE は、エサ狙いに推移してからの CPUE の不確実な変動の影響を取り除けたと考えられる。したがって昨年度と同様に、コナ狙いの標準化 CPUE を本系群の資源評価に使用する資源量指標値として提案する。直近 3 年のコナ狙いの標準化 CPUE はノミナル CPUE よりも低かったが、これは標準化により重量ベースの CPUE が低い時期の値を補完したからである。CPUE の標準化の目的のひとつはこういったサンプリングバイアスの影響を取り除くことであり、今回の解析で得られたコナ狙いの標準化 CPUE は妥当性が高いと考えられる。

引用文献

- Bartoń, K. (2022) MuMIn: Multi-Model Inference. R package version 1.46.0. <<https://CRAN.R-project.org/package=MuMIn>>.
- Brooks, M. E. , K. Kristensen, K. J. van Benthem, A. Magnusson, C. W. Berg, A. Nielsen, H. J. Skaug, M. Maechler and B. M. Bolker (2017) glmmTMB Balances Speed and Flexibility Among Packages for Zero-inflated Generalized Linear Mixed Modeling. *The R Journal*, 9, 378-400.
- Carstensen, B., M. Plummer, E. Laara and M. Hills (2022) Epi: A Package for Statistical Analysis in Epidemiology. R package version 2.47. <<https://CRAN.R-project.org/package=Epi>>.
- Gelman, A. and Y. Su (2021) arm: Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models. R package version 1.12-2. <<https://CRAN.R-project.org/package=arm>>.
- Hartig, F. (2022) DHARMA: Residual Diagnostics for Hierarchical (Multi-Level/Mixed) Regression Models. R package version 0.4.5. <<https://CRAN.R-project.org/package=DHARMA>>.
- Kuhn, M. (2022). caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-93. <<https://CRAN.R-project.org/package=caret>>.