

令和 5（2023）年度むろあじ類（東シナ海）の資源評価
CPUE 標準化（大中型まき網漁業・鹿児島県中・小型まき網漁業）・モデル診断結果

2023 年 9 月 28 日

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

榎本めぐみ、黒田啓行、向草世香、依田真里、平岡優子

概要

データ	東シナ海（ECS）における大中型まき網漁獲成績報告書（1 日 1 隻あたりのむろあじ類漁獲量）、鹿児島県阿久根・枕崎港の中・小型まき網データ（1 日 1 隻あたりのむろあじ類漁獲量）、FRA-ROMS 再解析値（50m 深水温、1993～1999 年、2018 年 4 月 13 日ダウンロード）、FRA-ROMS II 再解析値（50m 深水温、2000～2022 年、2023 年 3 月 7 日ダウンロード）
標準化の対象	【大中型まき網】1 網あたりのむろあじ類漁獲量（kg/網） 【中・小型まき網】1 日 1 隻あたりのむろあじ類漁獲量（kg/日・隻）
データの利用可能な期間	【大中型まき網】1973～2022 年【中・小型まき網】1998～2022 年
標準化に使用した期間	【大中型まき網】1993～2022 年（FRA-ROMS および FRA-ROMS II 再解析値が整理された期間） 【中・小型まき網】1999～2022 年（1998 年は 1～3 月が欠損のため）
標準化のためのデータ抽出	50m 深水温が欠損したデータを除いた。その後、狙い操業を考慮して抽出したデータの CPUE（Explanation level=90%; Biseau 1998）を標準化の対象とした。大中型まき網では、主漁場である 5 海域（漁海況予報事業区分の ECS 南部・ECS 中部・五島灘薩南・五島西・対馬）のデータを使用し、中・小型まき網では県外船と合計データ数が 30 未満の船 ID を除いた。
統計ソフト・パッケージ	R(4.2.3). 使用関数は gam、dredge、predict、expand.grid
統計モデル	一般化加法混合モデル、一般化加法モデル、一般化線形モデル
フルモデルで導入した説明変数	【大中型まき網】年（カテゴリ、固定）・月（カテゴリ、固定）・海域（カテゴリ、固定）・50m 深水温（スプライン）・月と海域の交互作用（カテゴリ、固定）・年と月の交互作用（カテゴリ、ランダム）・年と海域の交互作用（カテゴリ、ランダム） 【中・小型まき網】年（カテゴリ、固定）・月（カテゴリ、固定）・水揚港（カテゴリ、固定）・50m 深水温（スプライン）・漁船 ID（カテゴリ、ランダム）・月と水揚港の交互作用（カテゴリ、固定）・年と月の交互作用（カテゴリ、ランダム）・年と水揚港の交互作用（カテゴリ、ランダム）
最終モデルの選択方法	BIC 総当たり法（REML 推定、ML 推定）
最終モデルで選択された説明変数	【大中型まき網】年・月・海域・50m 深水温 【中・小型まき網】年・月・水揚港・50m 深水温・漁船 ID
年トレンドの抽出方法	全ての変数の組み合わせに対する predict 関数による予測値の年平均
信頼区間の算出方法	ブートストラップサンプリングされたデータとベストモデルから標準化

	CPUE の計算を 300 回繰り返して計算。
資源量指標値の算出方法	大中型まき網および中・小型まき網の標準化 CPUE の相乗平均値
標準化結果	大中型まき網と中・小型まき網の標準化 CPUE は両者とも横ばいで推移したが、大中型まき網の方が増減の幅が広く、2009、2015、2020 年に高い値を示した。両者の幾何平均である資源量指標値は直近 5 年間に亘って横ばいに推移した。

1. 背景

本系群では東シナ海におけるむろあじ類（ムロアジ、モロ、クサヤモロ、オアカムロ、アカアジ）を評価の対象としている。本系群の資源評価は、大中型まき網および中・小型まき網の漁獲量を元に行われてきた（日野ら 2022）。しかし商業船による CPUE（単位努力量当たり漁獲量）は、資源量以外に漁獲月や海域による影響を受けるため、これらの要因を取り除く必要がある（庄野 2004）。また、本系群の漁獲量に占める大中型まき網の割合は近年減少し、中・小型まき網漁業の割合が増加傾向にある（日野ら 2022）。さらに、大中型まき網および中・小型まき網ではマアジやさば類、いわし類を中心に漁獲しており、マルアジやむろあじ類はそれらの主対象魚種の代替的資源として、主対象魚の漁獲が少ない時に狙って漁獲される狙い対象種に該当すると考えられる。そこで、2つの漁業種類について狙い操業を考慮した CPUE の標準化を試みた。

2. 方法

大中型まき網については東シナ海における漁獲成績報告書を用い、単位努力量（網数）当たりの漁獲量を CPUE とした。中・小型まき網については鹿児島県阿久根港および枕崎港における漁獲データを用い、単位努力量（日・隻数）当たりの漁獲量を CPUE とした。鹿児島県全体ではマルアジよりもむろあじ類の漁獲量が多いものの、漁港によって傾向が異なり、阿久根港ではマルアジの漁獲量が、枕崎港ではむろあじ類の漁獲量が多いことが報告されている（Hino et al., 2023）。

2-1. データの抽出

漁業種類別に各年の 1 操業当たりのむろあじ類漁獲割合（大中型まき網では総漁獲量に占めるむろあじ類漁獲量の割合、中・小型まき網ではマアジ・マルアジ・むろあじ類・さば類・マイワシ・カタクチイワシ・ウルメイワシの合計漁獲量に占めるむろあじ類漁獲量の割合）と、むろあじ類の累積漁獲量割合（その操業までのむろあじ類漁獲量の合計/むろあじ類総漁獲量）の関係を調べた。年によって変動があるものの、いずれの漁業種類においてもむろあじ類漁獲率が高い操業でその年の漁獲量の多くが漁獲されていた。これはむろあじ類を狙った操業が行われていたことを示唆する（図 1）。

そこで、新しいデータセットにおけるむろあじ類合計漁獲量とその年のむろあじ類総漁獲量の 90%に達するように、1 操業あたりのむろあじ類漁獲率が高いデータから順に抽出した。ここで、データ抽出の基準は 90%説明レベルと呼ばれる（Biseau 1998）。データ抽出は各年について行い、選ばれたデータの CPUE の年平均値を directed CPUE として計算した（Biseau 1998）。（説明レベル 90%と 75%により抽出された結果の比較については 3.結果を参照）

2-2. 抽出したデータセットを用いた CPUE 標準化

抽出したデータセットを用いて、大中型まき網では 1 網当たりの CPUE を、中・小型まき網では 1 日 1 隻当たりの CPUE の標準化を行なった。対数変換した CPUE を応答変数として、モデルの誤差が正規分布に従うと仮定した一般化加法混合モデル (GAMM) を次の通りに構築した。ベイズ情報量基準 (BIC) を基準として、総当たり法によりモデル選択を行なった。なお、ランダム効果を含むモデルでは、最尤推定で得られた BIC をモデル間で比較することが出来ない (岡本ほか 2016, 吉川ほか 2021, Zuur et al. 2009)。そのため、Zuur et al. (2009) に基づき 2 段階に分けてモデル選択を行った。まずランダム効果の組み合わせの異なるモデル (大中型まき網では 4 通り、中・小型まき網では 8 通り) を制限付き最尤法により推定し、それぞれ BIC を算出した。次に、最も BIC が低かったモデルについて、ランダム効果を固定したうえで、固定効果の組み合わせの異なるモデルを最尤推定し、BIC 総当たり法によってベストモデルを選択した。

全ての変数の組み合わせについて選択されたモデルを用いて CPUE を予測した後、得られた CPUE の年平均値を標準化 CPUE とした。また、ブートストラップ法 (試行回数 300 回) により 95% 信頼区間を求めた。

【大中型まき網】

$\text{Ln (CPUE)} \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Kubun} + \text{s(Temp_50)} + \text{Month} * \text{Kubun} + \text{s(Year} * \text{Month, bs="re")}$ $+ \text{s(Year} * \text{Kubun, bs="re")}$ $+ \text{error term}$

説明変数として、年・月・海域・50 m 深水温を用いた。ここで Year は年 (1993～2022 年)、Month は月 (1～12 月)、Kubun は海域 (東シナ海南部・東シナ海中部・五島灘薩南・五島西・対馬、図 2)、Temp_50 は 50 m 深水温、s() は平滑化関数を示す。特定の時期・海域における漁場形成の影響として月と海域の交互作用、経年的な漁場形成時期の変化として年と月の交互作用、および経年的な漁場変化として年と海域の交互作用を含めた。50 m 深水温を連続型変数、それ以外の説明変数をカテゴリカル型変数として扱った。年と月の交互作用および年と海域の交互作用は一部欠測したため、ランダム効果とした。

【中・小型まき網】

$\text{Ln (CPUE)} \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Port} + \text{s(Temp_50)} + \text{s(ID, bs="re")}$ $+ \text{Month} * \text{Port} + \text{s(Year} * \text{Month, bs="re")}$ $+ \text{s(Year} * \text{Port, bs="re")}$ $+ \text{error term}$

説明変数として、年・月・水揚げ港、50 m 深水温・漁船 ID を用いた。ここで Year は年 (1999～2022 年)、Month は月 (1～12 月)、Port は水揚げ港 (阿久根港、枕崎港)、Temp_50 は 50 m 深水温、ID は漁船 ID、s() は平滑化関数を示す。50 m 深水温を連続型変数、それ以外の説明変数をカテゴリカル型変数として扱った。年と月の交互作用および年と水揚げ港の交互作用は一部欠測したため、ランダム効果とした。

3. 結果と考察

3.1 データの抽出

いずれの漁業種類においても EL90% と 75% の directed CPUE は概ね同様の年変動を示したが (図 7)、

大中型まき網では EL が 75% の場合、一部の年でデータ数が 10 未満となった（表 1）。資源量指標値の算出では、狙い操業の効果を考慮した上で、なるべく多くのデータを用いて CPUE を計算することが適切であると考えられる。そこで、EL90% で抽出したデータセットを CPUE 標準化の対象とした。

3.2 抽出したデータセットを用いた CPUE 標準化

CPUE の対数と各説明変数の関係を図 3 に、モデル選択結果と選択されたモデルの係数をそれぞれ表 2、3 に示した。中・小型まき網では BIC 最小モデルの説明変数に年が含まれなかったが、年別の標準化 CPUE を算出するため、説明変数に年が含まれたモデルの中で以下の通り選択した。

【大中型まき網】 $\text{Ln}(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Kubun} + s(\text{Temp_50}) + \text{error term}$

【中・小型まき網】 $\text{Ln}(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Port} + s(\text{Temp_50}) + s(\text{ID, bs="re"}) + \text{error term}$

選択されたモデルの残差プロットを図 4 に、選択されたモデルに含まれる説明変数の残差の正規性・等分散性を図 5 に示した。両モデルで QQ プロットの末端が直線から外れていたものの、ヒストグラムでは逸脱したデータがわずかであるため問題が無いと判断した。

図 6 に標準化 CPUE に対する各説明変数の効果を示した。月の効果の最小二乗平均 (LSmean) を計算したところ、いずれの漁業種類でも冬期の効果が高く、夏期の効果が低い季節変動が見られた。50m 深水温の平滑化スプラインは、大中型まき網漁業では 24 度前後、中・小型まき網では 23 度前後が最も高い効果を示した。また、海域の LSmean は、大中型まき網漁業では東シナ海南部で最も高い効果が見られ、中・小型まき網では枕崎の方が効果が高かった。

大中型まき網の標準化 CPUE ($\text{CPUE}_{\text{LMPS}}$) の推移を、ノミナル CPUE (全データの CPUE 年平均値) や directed CPUE と比較する。ここで、それぞれの CPUE は 1993 年～2022 年の平均値で割って規格化した（表 4）。1993～2012 年には増減の幅が異なるものの概ね同様の傾向で推移した。2013～2015 年は指標間で動向が異なった（図 7）。2016 年以降の標準化 CPUE はノミナル CPUE や directed CPUE よりも高い値を示し、直近 5 年間は増減を繰り返しながらも横ばいで推移した。また 2013 年以降は標準化 CPUE の信頼区間が他の年よりも広めに推定され、directed CPUE の抽出データ数が少ないことが一因と考えられた（表 1）。

中・小型まき網の標準化 CPUE ($\text{CPUE}_{\text{SMPS}}$) の推移を、ノミナル CPUE や directed CPUE と比較する。ここで、それぞれの CPUE は 1999 年～2022 年の平均値で割って規格化した（表 4）。一部の年に指標間で異なる傾向が見られたものの、2018 年に最高値を示して直近 5 年間は横ばいで推移した（図 7）。

$\text{CPUE}_{\text{LMPS}}$ と $\text{CPUE}_{\text{SMPS}}$ は両者とも期間を通して横ばいで推移したが、 $\text{CPUE}_{\text{LMPS}}$ の方が増減の幅が広く、2009、2015、2020 年に高い値を示した（図 8）。資源量指標値 (I) は、大中型まき網および中・小型まき網の両データがある 1999 年以降は標準化 CPUE の相乗平均値を用いた（式 1）。大中型まき網のデータのみがある 1993～1998 年は、1999 年以降の $\text{CPUE}_{\text{LMPS}}$ の平均値と I の平均値の比を用いて、 $\text{CPUE}_{\text{LMPS}}$ を補正した数値を使用した（式 2）。2022 年の資源量指標値は近年ではやや低かったものの、直近 5 年間は横ばいで推移した（図 8）。

$$I_y = \sqrt{CPUE_{LMPS,y} \times CPUE_{SMPS,y}} \quad (1999 \leq y \leq 2022) \quad (1)$$

$$I_y = CPUE_{LMPS,y} \times \sum_{k=1999}^{2022} I_k \bigg/ \sum_{k=1999}^{2022} CPUE_{LMPS,k} \quad (1993 \leq y \leq 1998) \quad (2)$$

4. 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
- Hino, H., H. Kurota, S. Muko, S. Ohshimo (2023) Estimation of preferred habitats and total catch amount of the round scad *Decapterus maruadsi* and five other scad species in the East China Sea and Sea of Japan. *JARQ*.
- 日野晴彦・高橋素光・黒田啓行・向草世香・国松翔太 (2022) 令和 4 年度ムロアジ類（東シナ海）の資源評価. 令和 4 年度我が国周辺水域の漁業資源評価. FRA-SA2022-SC01-02
- 岡本 俊・山下紀生・加賀敏樹(2016) 小型いか釣り漁業データを用いたスルメイカ冬季発生群の CPUE の標準化. *日本水産学会誌*, 82, 686-698.
- 庄野 宏 (2004) CPUE 標準化に用いられる統計学的アプローチに関する総説. *水産海洋研究* 68(2) 106-120
- 吉川 茜・飯田真也・白川北斗・佐久間啓・藤原邦浩 (2021) ニギス日本海系群 1 そうびき沖合底びき網の漁獲成績報告書に基づくニギス CPUE の標準化. FRA-SA2021-RC07-203
- Zuur, A. F., E. N. Ieno, N. Walker, A. A. Saveliev, G. M. Smith (2009) *Mixed Effects Models and Extensions in Ecology with R*, Statistics for Biology and Health. Springer, New York.

表 1. 漁業種類別の元データ数・有漁データ数、説明レベル（EL75%、EL90%）毎の抽出データ数

年	大中型まき網				中・小型まき網			
	元データ	有漁データ	EL90%	EL75%	元データ	有漁データ	EL90%	EL75%
1993	7230	1054	468	344				
1994	7642	755	348	263				
1995	7681	867	396	289				
1996	7767	920	371	275				
1997	6334	1076	368	234				
1998	6752	1033	300	189				
1999	7011	1457	398	239	1007	284	81	53
2000	6806	1117	195	97	1168	369	96	48
2001	6492	1114	255	137	1199	392	135	98
2002	5420	1254	371	205	1248	582	238	172
2003	5437	1236	318	175	1112	516	168	118
2004	5292	1127	273	123	1251	461	156	122
2005	5191	917	223	89	1096	281	93	76
2006	5124	804	186	84	1248	384	123	98
2007	4730	808	199	85	1410	499	157	118
2008	4387	597	90	43	1461	469	190	128
2009	4002	637	156	93	1240	470	192	153
2010	4276	808	233	106	1220	404	131	85
2011	4425	659	137	61	1297	627	207	137
2012	4195	371	80	57	1281	410	144	103
2013	4183	457	48	32	1498	584	161	122
2014	4053	373	13	7	1325	383	114	84
2015	3990	293	25	21	1270	357	117	81
2016	3500	349	71	52	1326	419	215	177
2017	3575	190	44	33	1277	272	123	97
2018	3336	180	41	33	1103	206	62	48
2019	3389	164	59	49	1018	275	134	111
2020	2918	209	41	30	1013	255	122	90
2021	3125	343	69	46	930	264	75	59
2022	3197	353	69	41	829	310	87	70

表 2. モデル選択結果（黄色塗りが選択したモデルを示す）

【大中型まき網（上の表にランダム効果、下の表に固定効果のモデル選択結果を示した）】

```

res_directed_maru_full_REML1<-gam(log(cpue) ~ fYear + fMonth + fKubun + s(Temp_50) +fMonth*fKubun +
  s(fYear,fMonth,bs="re")+s(fYear,fKubun,bs="re"),data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML2<-gam(log(cpue) ~ fYear + fMonth + fKubun + s(Temp_50) +fMonth*fKubun +
  s(fYear,fMonth,bs="re"),data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML3<-gam(log(cpue) ~ fYear + fMonth + fKubun + s(Temp_50) +fMonth*fKubun +
  s(fYear,fKubun,bs="re"),data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML4<-gam(log(cpue) ~ fYear + fMonth + fKubun + s(Temp_50) +fMonth*fKubun
  ,data=data2,method="REML")
BIC(res_directed_maru_full_REML1,res_directed_maru_full_REML2,res_directed_maru_full_REML3,res_directed_maru_full_REML4)

> BIC(res_directed_maru_full_REML1,res_directed_maru_full_REML2,res_directed_maru_full_REML3,res_directed_maru_full_REML4)
              df      BIC
res_directed_maru_full_REML1 248.86030 18879.16
res_directed_maru_full_REML2 212.24762 18688.98
res_directed_maru_full_REML3 134.14540 18256.63
res_directed_maru_full_REML4  94.03084 18044.69

```

```

> select_directed_maru_full <- dredge(res_directed_maru_full,rank="BIC")
> select_directed_maru_full
Global model call: gam(formula = log(cpue) ~ fYear + fMonth + fKubun + s(Temp_50) +
  fMonth * fKubun, data = data2)

```

Model selection table

	(Int)	fkb	fMn	fYr	s(Temp_50)	fkb:fMn	df	logLik	BIC	delta	weight
16	9.466	+	+	+	+		51	-8722.789	17889.5	0.00	1
32	9.049	+	+	+	+	+	93	-8615.029	18038.5	149.02	0
12	9.392	+	+		+		22	-8974.317	18142.4	252.83	0
14	8.826	+		+	+		43	-8921.967	18220.7	331.18	0
28	8.775	+	+		+	+	64	-8836.133	18231.6	342.06	0

【中・小型まき網（上の表にランダム効果、下の表に固定効果のモデル選択結果を示した）】

```
res_directed_maru_full_REML1<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(ID,bs="re")+s(Year,Month,bs="re")+s(Year,Port,bs="re") ,data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML2<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(ID,bs="re")+s(Year,Month,bs="re") ,data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML3<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(ID,bs="re")+s(Year,Port,bs="re") ,data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML4<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(ID,bs="re"),data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML5<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(Year,Month,bs="re")+s(Year,Port,bs="re") ,data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML6<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(Year,Month,bs="re") ,data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML7<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
+s(Year,Port,bs="re") ,data=data2,method="REML")
res_directed_maru_full_REML8<-gam(log(cpue)~as.factor(Year)+as.factor(Month)+as.factor(Port)+s(Temp_50)+as.factor(Month)*as.factor(Port)
,data=data2,method="REML")

BIC(res_directed_maru_full_REML1,res_directed_maru_full_REML2,res_directed_maru_full_REML3,res_directed_maru_full_REML4,
res_directed_maru_full_REML5,res_directed_maru_full_REML6,res_directed_maru_full_REML7,res_directed_maru_full_REML8)
> BIC(res_directed_maru_full_REML1,res_directed_maru_full_REML2,res_directed_maru_full_REML3,res_directed_maru_full_REML4,
+ res_directed_maru_full_REML5,res_directed_maru_full_REML6,res_directed_maru_full_REML7,res_directed_maru_full_REML8)
      df      BIC
res_directed_maru_full_REML1 174.93484 10533.004
res_directed_maru_full_REML2 166.12776 10494.021
res_directed_maru_full_REML3  71.48182  9997.112
res_directed_maru_full_REML4  60.82537  9953.855
res_directed_maru_full_REML5 164.37576 10549.336
res_directed_maru_full_REML6 155.97532 10508.498
res_directed_maru_full_REML7  62.92403 10020.451
res_directed_maru_full_REML8  52.22848  9973.191
```

```
> select_directed_maru_full_REMLcheck
Global model call: gam(formula = log(cpue) ~ as.factor(Year) + as.factor(Month) +
as.factor(Port) + s(Temp_50) + as.factor(Month) * as.factor(Port) +
s(ID, bs = "re"), data = data2)
---
Model selection table
      (Int) as.fct(Mnt) as.fct(Prt) as.fct(Ver) s(ID,"re") s(Temp_50) as.fct(Mnt):as.fct(Prt) df logLik BIC delta weight
12 7.786      +              +              +              +              +              24 -4807.377 9813.8  0.00  0.508
28 7.937      +              +              +              +              +              27 -4796.055 9813.9  0.07  0.492
4 7.923      +              +              +              +              +              13 -4861.174 9835.9 22.04 0.000
20 8.067      +              +              +              +              +              16 -4850.437 9836.3 22.51 0.000
60 7.657      +              +              +              +              +              38 -4763.425 9842.0 28.16 0.000
44 7.352      +              +              +              +              +              35 -4777.233 9844.1 30.25 0.000
52 7.939      +              +              +              +              +              28 -4818.429 9864.3 50.50 0.000
36 7.657      +              +              +              +              +              24 -4831.892 9866.5 52.66 0.000
26 8.865      +              +              +              +              +              26 -4835.745 9889.5 75.63 0.000
10 8.680      +              +              +              +              +              23 -4853.919 9900.8 87.01 0.000
27 7.614      +              +              +              +              +              18 -4881.576 9910.4 96.54 0.000
32 7.556      +              +              +              +              +              50 -4751.024 9911.6 97.77 0.000
16 7.396      +              +              +              +              +              47 -4764.582 9914.9 101.03 0.000
```


表 3. 選択されたモデルにおける推定パラメーター

【大中型まき網】

```

> summary(best_directed_maru)

Family: gaussian
Link function: identity

Formula:
log(cpue) ~ fYear + fMonth + fKubun + s(Temp_50)

Parametric coefficients:

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	9.46605	0.09216	102.719	< 2e-16 ***
fYear1994	0.20478	0.07755	2.641	0.008295 **
fYear1995	0.39382	0.07604	5.179	2.30e-07 ***
fYear1996	0.14966	0.07811	1.916	0.055398 .
fYear1997	0.08579	0.07642	1.123	0.261677
fYear1998	0.08085	0.08071	1.002	0.316554
fYear1999	-0.26348	0.07517	-3.505	0.000460 ***
fYear2000	-0.39636	0.09373	-4.229	2.39e-05 ***
fYear2001	-0.14175	0.08640	-1.641	0.100929
fYear2002	-0.47046	0.07815	-6.020	1.85e-09 ***
fYear2003	0.00360	0.08193	0.044	0.964951
fYear2004	-0.50566	0.08560	-5.907	3.68e-09 ***
fYear2005	-0.56025	0.09377	-5.975	2.44e-09 ***
fYear2006	-0.16445	0.09554	-1.721	0.085248 .
fYear2007	-0.81474	0.09442	-8.629	< 2e-16 ***
fYear2008	0.63947	0.12580	5.083	3.83e-07 ***
fYear2009	0.71534	0.10350	6.911	5.31e-12 ***
fYear2010	-0.37904	0.08986	-4.218	2.50e-05 ***
fYear2011	-0.24020	0.10722	-2.240	0.025113 *
fYear2012	0.35160	0.13188	2.666	0.007697 **
fYear2013	0.48607	0.16524	2.942	0.003278 **
fYear2014	0.25116	0.30566	0.822	0.411290
fYear2015	0.70936	0.22433	3.162	0.001575 **
fYear2016	0.22466	0.13962	1.609	0.107669
fYear2017	0.52760	0.17245	3.059	0.002228 **
fYear2018	0.10730	0.17796	0.603	0.546560
fYear2019	0.12436	0.15094	0.824	0.410047
fYear2020	0.47017	0.17869	2.631	0.008530 **
fYear2021	0.35730	0.14184	2.519	0.011791 *
fYear2022	-0.15519	0.14065	-1.103	0.269907
fMonth2	0.21110	0.06292	3.355	0.000798 ***
fMonth3	-0.13317	0.07073	-1.883	0.059757 .
fMonth4	-0.46011	0.08491	-5.419	6.25e-08 ***
fMonth5	-0.79621	0.08818	-9.030	< 2e-16 ***
fMonth6	-1.17574	0.10825	-10.861	< 2e-16 ***
fMonth7	-1.20138	0.10263	-11.706	< 2e-16 ***
fMonth8	-0.97548	0.09797	-9.957	< 2e-16 ***
fMonth9	-0.84153	0.06647	-12.661	< 2e-16 ***
fMonth10	-0.65475	0.06763	-9.682	< 2e-16 ***
fMonth11	-0.72515	0.06794	-10.673	< 2e-16 ***
fMonth12	-0.53927	0.07670	-7.031	2.29e-12 ***
fKubunECSNanbu	0.60000	0.06684	8.977	< 2e-16 ***
fKubunGotoNadaSatsunan	-0.13804	0.05981	-2.308	0.021031 *
fKubunGotoNishi	-0.67409	0.08554	-7.881	3.87e-15 ***
fKubunTsushima	0.23349	0.08831	2.644	0.008216 **

```

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

Approximate significance of smooth terms:

```

	edf	Ref.df	F	p-value
s(Temp_50)	5.186	6.362	63.4	<2e-16 ***

```

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

R-sq.(adj) = 0.397   Deviance explained = 40.2%
GCV = 1.1783   Scale est. = 1.1682   n = 5845

```

【中・小型まき網】

```
> summary(best_directed_maru)
```

Family: gaussian

Link function: identity

Formula:

```
log(cpue) ~ as.factor(Year) + as.factor(Month) + as.factor(Port) +
  s(Temp_50) + s(ID, bs = "re")
```

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	7.556048	0.543545	13.901	< 2e-16	***
as.factor(Year)2000	0.344945	0.156827	2.200	0.027911	*
as.factor(Year)2001	0.388552	0.146497	2.652	0.008033	**
as.factor(Year)2002	0.580182	0.135311	4.288	1.86e-05	***
as.factor(Year)2003	0.501004	0.140754	3.559	0.000377	***
as.factor(Year)2004	0.396686	0.143569	2.763	0.005759	**
as.factor(Year)2005	0.591430	0.158457	3.732	0.000193	***
as.factor(Year)2006	0.406928	0.149283	2.726	0.006447	**
as.factor(Year)2007	0.369926	0.143391	2.580	0.009928	**
as.factor(Year)2008	0.210813	0.139155	1.515	0.129880	
as.factor(Year)2009	0.418239	0.139948	2.989	0.002824	**
as.factor(Year)2010	0.259273	0.147306	1.760	0.078484	.
as.factor(Year)2011	0.282066	0.137968	2.044	0.040991	*
as.factor(Year)2012	0.493567	0.145319	3.396	0.000691	***
as.factor(Year)2013	0.687795	0.142805	4.816	1.53e-06	***
as.factor(Year)2014	0.614510	0.151554	4.055	5.14e-05	***
as.factor(Year)2015	-0.003461	0.151531	-0.023	0.981779	
as.factor(Year)2016	0.504905	0.137406	3.675	0.000242	***
as.factor(Year)2017	0.356488	0.149734	2.381	0.017331	*
as.factor(Year)2018	0.771011	0.176622	4.365	1.31e-05	***
as.factor(Year)2019	0.403991	0.149487	2.703	0.006917	**
as.factor(Year)2020	0.259696	0.151143	1.718	0.085853	.
as.factor(Year)2021	0.597954	0.166803	3.585	0.000342	***
as.factor(Year)2022	0.477701	0.161146	2.964	0.003055	**
as.factor(Month)2	0.241338	0.089928	2.684	0.007318	**
as.factor(Month)3	0.079024	0.098509	0.802	0.422492	
as.factor(Month)4	0.223470	0.107429	2.080	0.037588	*
as.factor(Month)5	-0.609891	0.116188	-5.249	1.63e-07	***
as.factor(Month)6	-0.842142	0.131256	-6.416	1.60e-10	***
as.factor(Month)7	-0.921554	0.137169	-6.718	2.16e-11	***
as.factor(Month)8	-0.884123	0.147579	-5.991	2.31e-09	***
as.factor(Month)9	-0.804037	0.144940	-5.547	3.13e-08	***
as.factor(Month)10	-0.458079	0.138316	-3.312	0.000937	***
as.factor(Month)11	-0.270969	0.114982	-2.357	0.018500	*
as.factor(Month)12	-0.266773	0.087739	-3.041	0.002380	**
as.factor(Port)Makura	1.240892	0.140296	8.845	< 2e-16	***

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

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value	
s(Temp_50)	2.888	3.713	6.179	0.000146	***
s(ID)	10.623	11.000	9.690	< 2e-16	***

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

R-sq.(adj) = 0.176 Deviance explained = 18.8%

GCV = 1.0548 Scale est. = 1.0391 n = 3321

表 4. 平均値で規格化したノミナル CPUE、説明レベル（EL75%、EL90%）で抽出した directed CPUE、標準化 CPUE とその信頼区間の下限・上限

【大中型まき網】

年	ノミナル CPUE	EL90%	EL75%	標準化 CPUE	信頼区間下限	信頼区間上限
1993	1.67	0.79	0.66	0.87	0.79	0.95
1994	1.71	1.16	0.94	1.07	0.96	1.15
1995	2.56	1.52	1.29	1.30	1.17	1.41
1996	1.68	1.09	0.91	1.02	0.90	1.11
1997	2.35	1.25	1.25	0.95	0.84	1.05
1998	1.54	1.08	1.05	0.95	0.81	1.08
1999	1.44	0.79	0.84	0.67	0.60	0.75
2000	0.61	0.66	0.84	0.59	0.49	0.70
2001	1.08	0.86	1.01	0.76	0.66	0.88
2002	1.00	0.45	0.51	0.55	0.47	0.62
2003	1.40	0.75	0.83	0.88	0.76	1.01
2004	0.94	0.57	0.80	0.53	0.45	0.61
2005	0.60	0.43	0.67	0.50	0.41	0.60
2006	0.95	0.82	1.14	0.74	0.61	0.89
2007	0.60	0.45	0.67	0.39	0.31	0.47
2008	1.37	2.10	2.75	1.66	1.37	1.99
2009	1.56	1.23	1.22	1.79	1.51	2.08
2010	0.98	0.54	0.71	0.60	0.51	0.71
2011	0.71	0.70	0.95	0.69	0.56	0.83
2012	0.86	1.38	1.24	1.24	1.03	1.48
2013	0.85	2.31	2.16	1.42	1.03	2.01
2014	0.20	1.81	1.58	1.12	0.57	1.94
2015	0.37	1.78	1.36	1.78	1.19	2.69
2016	0.57	0.85	0.73	1.09	0.84	1.45
2017	0.43	1.09	0.91	1.48	1.11	1.96
2018	0.32	0.76	0.60	0.97	0.70	1.38
2019	0.37	0.65	0.48	0.99	0.77	1.20
2020	0.41	0.90	0.75	1.40	1.04	1.82
2021	0.54	0.73	0.67	1.25	1.03	1.57
2022	0.34	0.47	0.47	0.75	0.57	0.95

【中・小型まき網】

年	ノミナル CPUE	EL90%	EL75%	標準化 CPUE	信頼区間下限	信頼区間上限
1999	0.59	0.83	0.92	0.65	0.49	0.87
2000	0.71	0.98	1.42	0.92	0.71	1.14
2001	1.05	1.06	1.06	0.96	0.78	1.13
2002	1.85	1.09	1.12	1.16	1.00	1.34
2003	1.30	0.97	1.02	1.07	0.90	1.23
2004	1.26	1.15	1.05	0.97	0.83	1.14
2005	0.93	1.21	1.10	1.18	0.92	1.42
2006	0.82	0.94	0.87	0.98	0.84	1.14
2007	0.93	0.94	0.92	0.94	0.81	1.08
2008	0.95	0.83	0.90	0.80	0.68	0.93
2009	1.18	0.86	0.79	0.99	0.86	1.13
2010	0.94	0.99	1.12	0.84	0.69	1.01
2011	1.21	0.86	0.94	0.86	0.75	0.99
2012	0.88	0.88	0.91	1.07	0.90	1.24
2013	1.05	1.09	1.06	1.29	1.12	1.48
2014	0.74	0.98	0.97	1.20	1.02	1.41
2015	0.54	0.66	0.70	0.65	0.55	0.77
2016	1.44	1.00	0.89	1.08	0.92	1.25
2017	0.92	1.08	1.00	0.93	0.76	1.10
2018	0.73	1.43	1.38	1.41	1.16	1.69
2019	1.20	1.03	0.92	0.97	0.82	1.16
2020	0.98	0.92	0.91	0.84	0.69	0.97
2021	0.81	1.13	1.05	1.18	0.96	1.39
2022	1.00	1.08	0.98	1.05	0.80	1.29

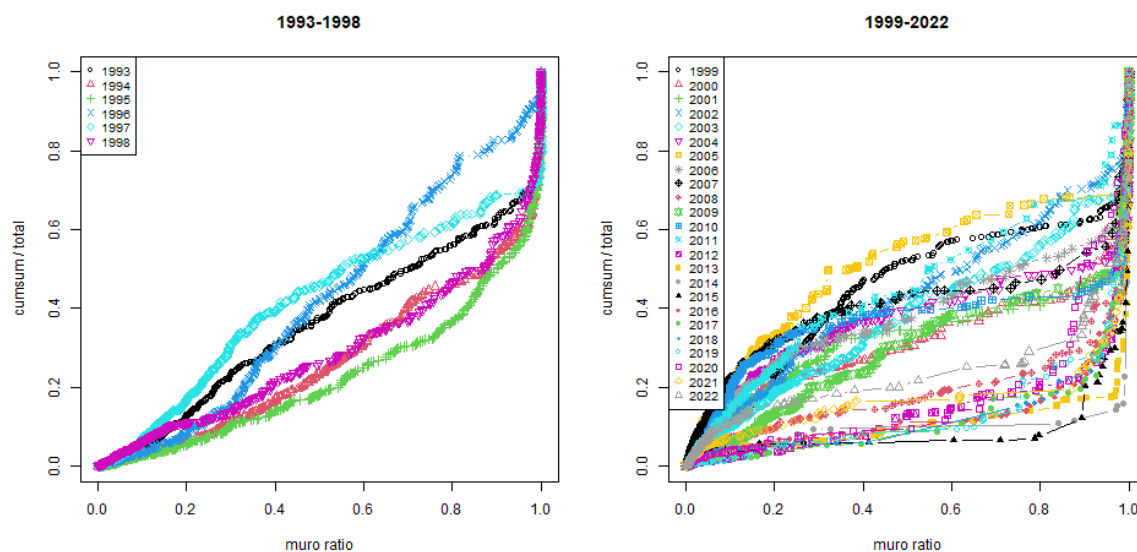
※ノミナル CPUE は漁獲ゼロのデータも含む。

表 5. 大中型まき網および中・小型まき網の標準化 CPUE、資源量指標値の推移

年	大中型まき網 標準化 CPUE	中・小型まき網 標準化 CPUE	資源量指標値
1993	0.87		0.85
1994	1.07		1.05
1995	1.30		1.27
1996	1.02		0.99
1997	0.95		0.93
1998	0.95		0.93
1999	0.67	0.65	0.66
2000	0.59	0.92	0.74
2001	0.76	0.96	0.85
2002	0.55	1.16	0.80
2003	0.88	1.07	0.97
2004	0.53	0.97	0.71
2005	0.50	1.18	0.77
2006	0.74	0.98	0.85
2007	0.39	0.94	0.60
2008	1.66	0.80	1.15
2009	1.79	0.99	1.33
2010	0.60	0.84	0.71
2011	0.69	0.86	0.77
2012	1.24	1.07	1.15
2013	1.42	1.29	1.36
2014	1.12	1.20	1.16
2015	1.78	0.65	1.07
2016	1.09	1.08	1.09
2017	1.48	0.93	1.17
2018	0.97	1.41	1.17
2019	0.99	0.97	0.98
2020	1.40	0.84	1.09
2021	1.25	1.18	1.22
2022	0.75	1.05	0.89

※資源量指標値は大中型まき網および中小型まき網の標準化 CPUE の相乗平均値。1993～1998 年の資源量指標値は 1999～2022 年の資源量指標値と大中型まき網標準化 CPUE の平均値の比を大中型まき網標準化 CPUE に乗じて補正した。

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

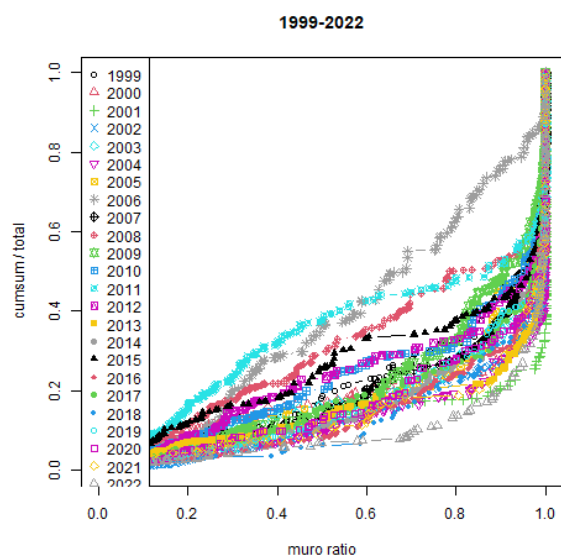
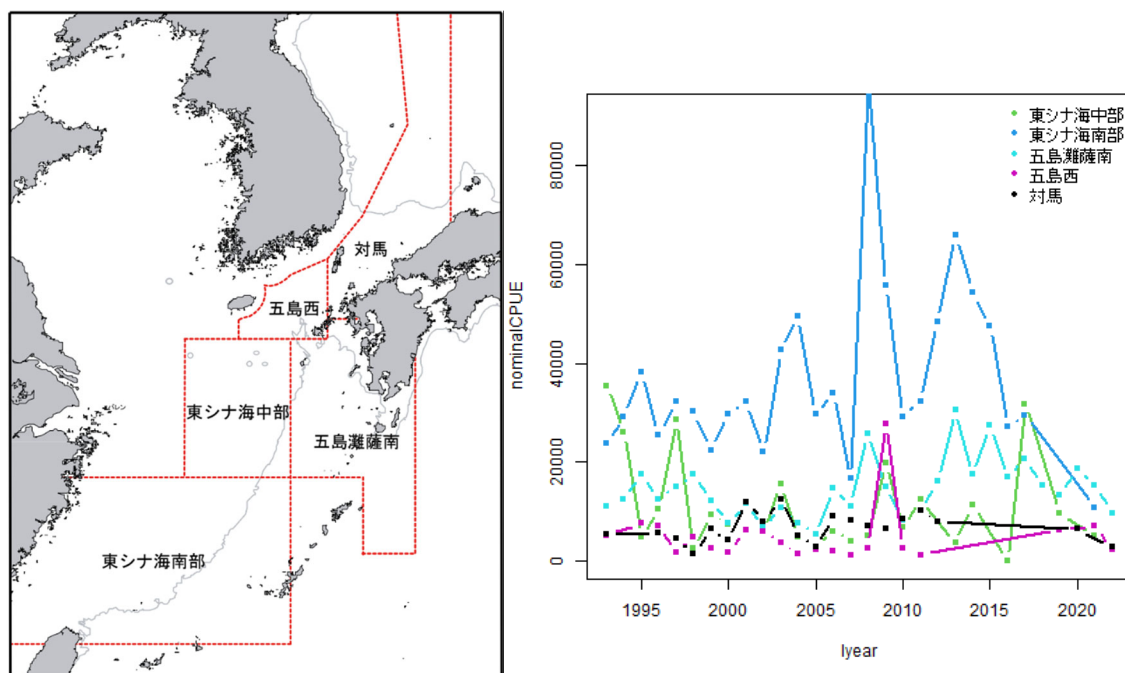


図 1. 各年のむろあじ類漁獲率と累積のむろあじ類漁獲割合の関係

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

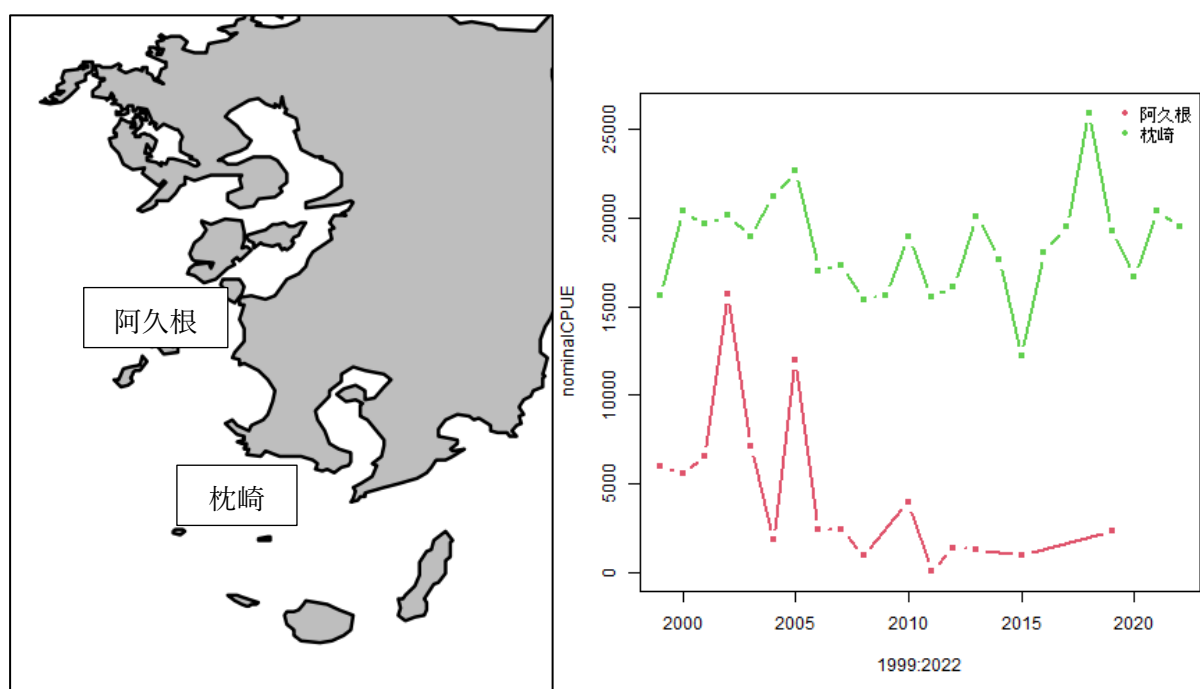
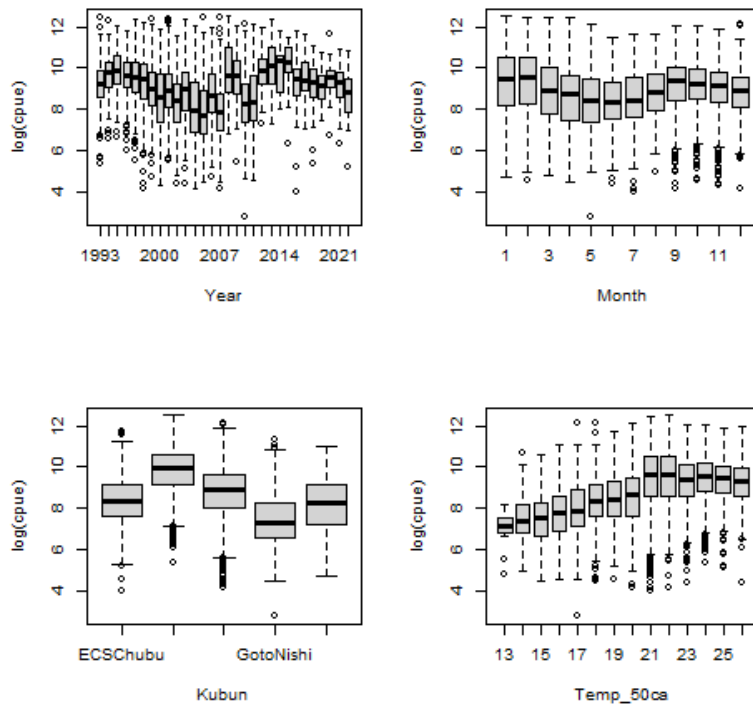


図 2.説明レベル 90%で抽出したデータセットから計算された海域別および水揚げ港別の directed CPUE の推移

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

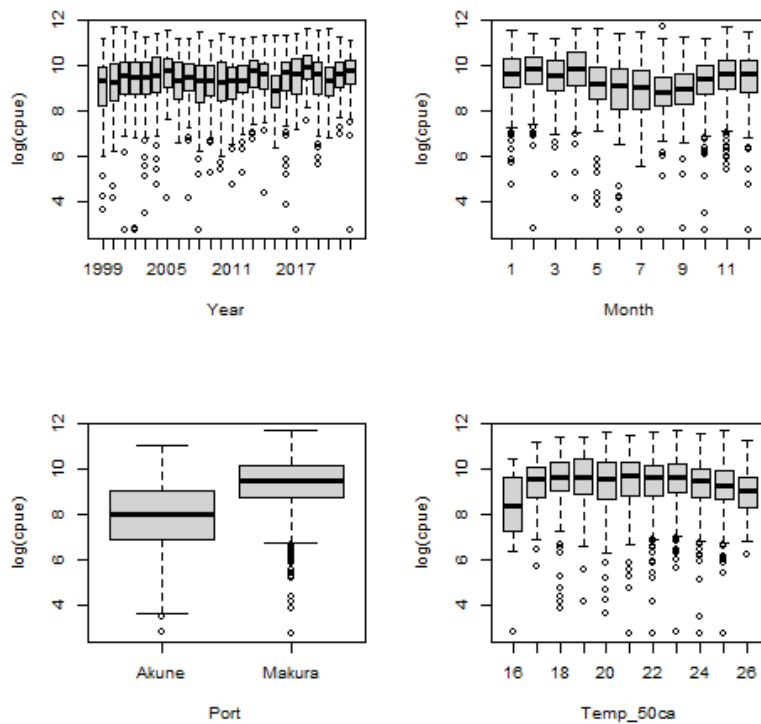
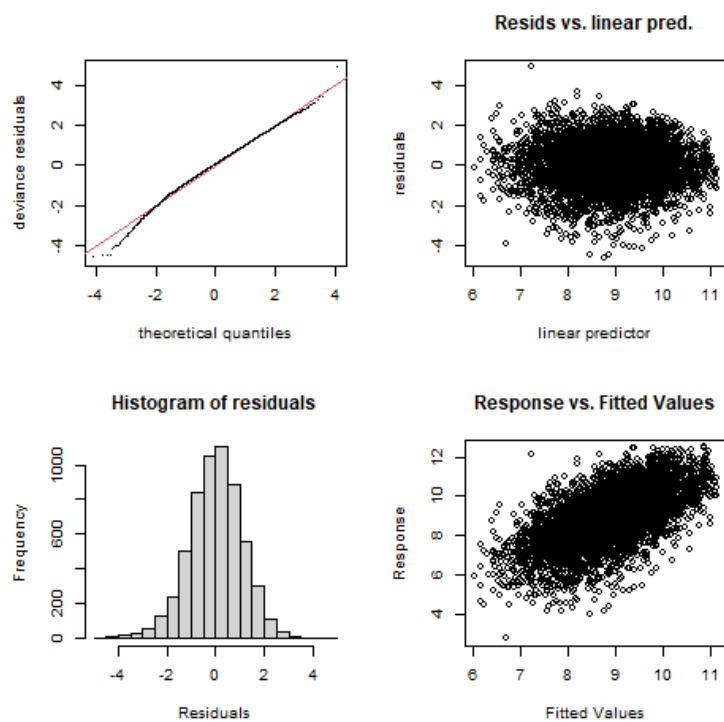


図 3. directed CPUE の対数と各説明変数の関係 (Temp_50ca は、50m 深水温を 1 °Cごとに階級分けして図示した)

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

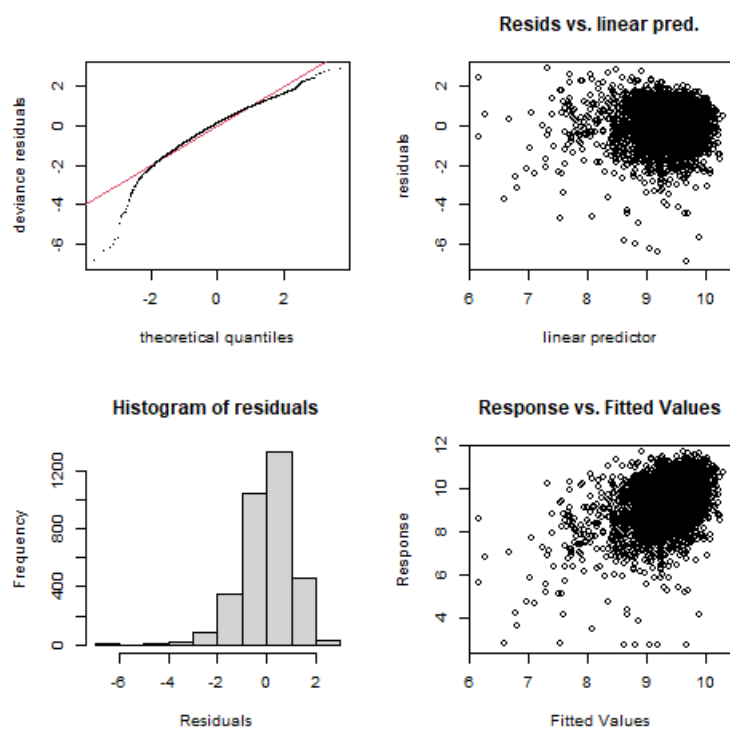
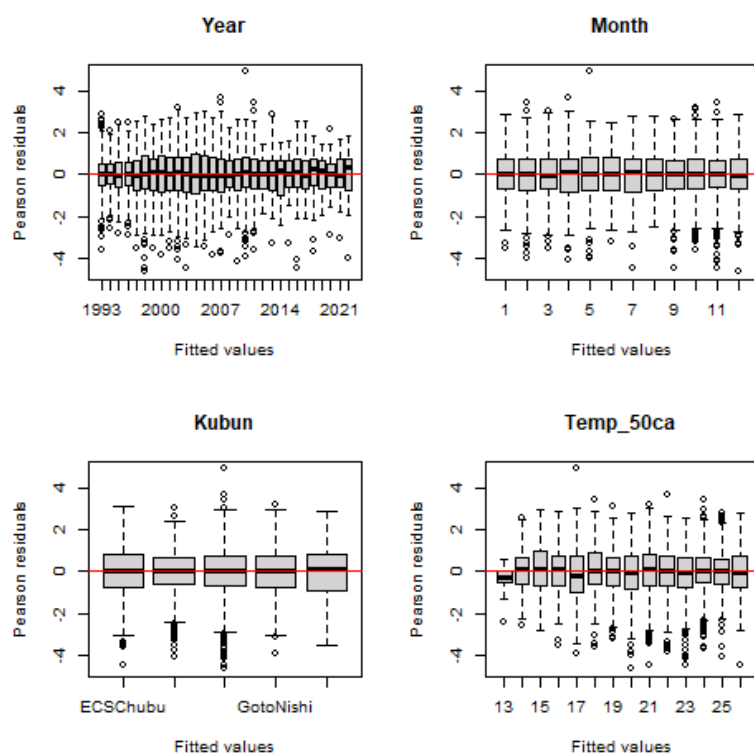


図 4. 残差プロット

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

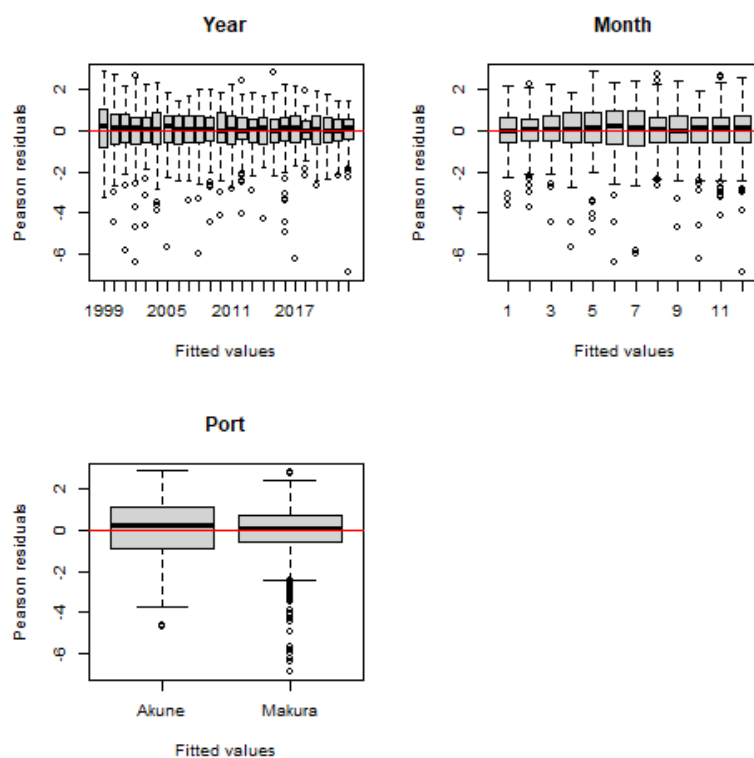
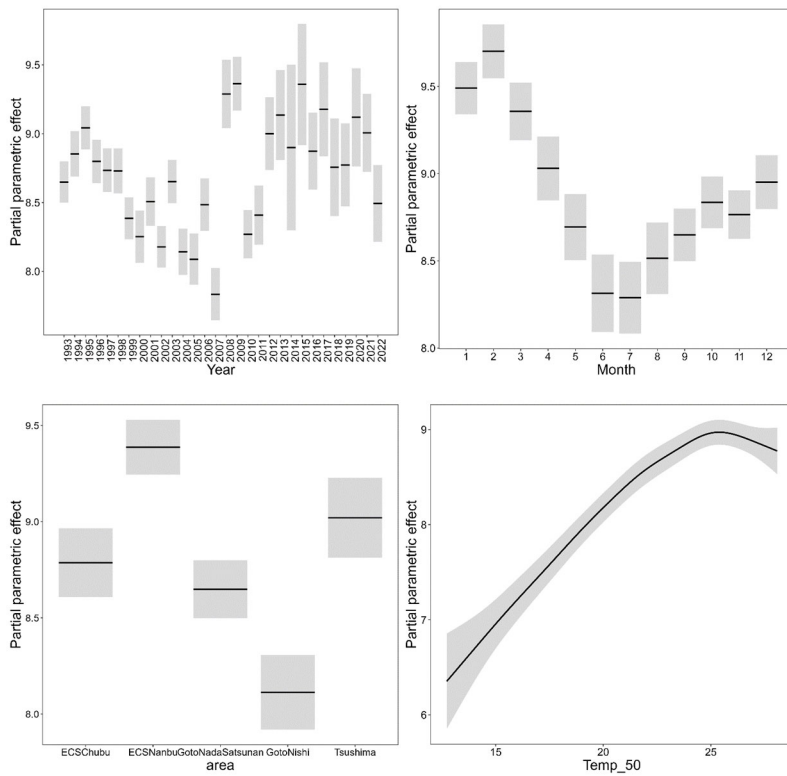


図 5. 残差と説明変数の関係 (Temp_50ca は、50m 深水温を 1 °Cごとに階級分けして図示した)

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

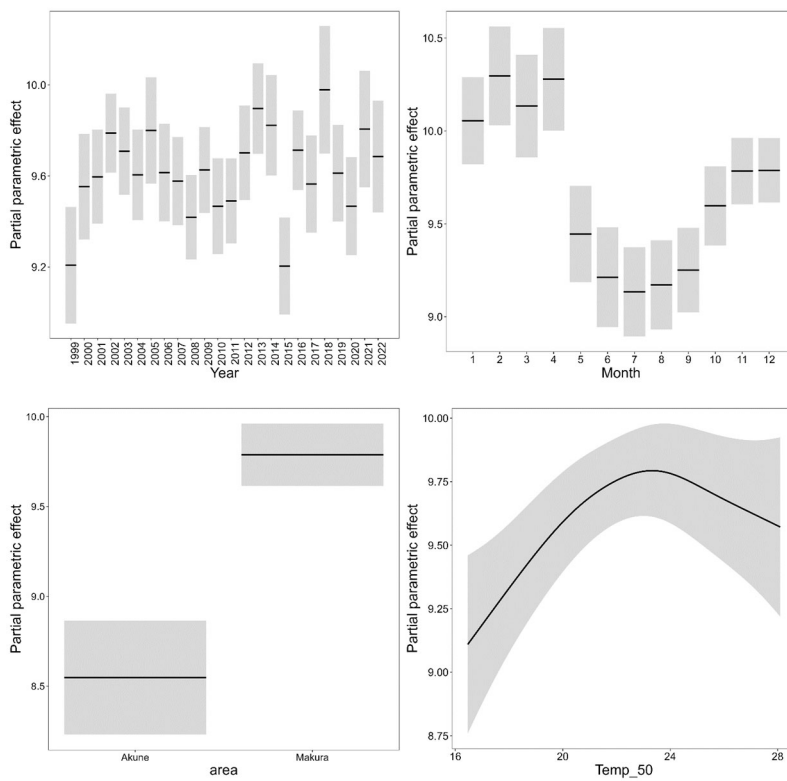
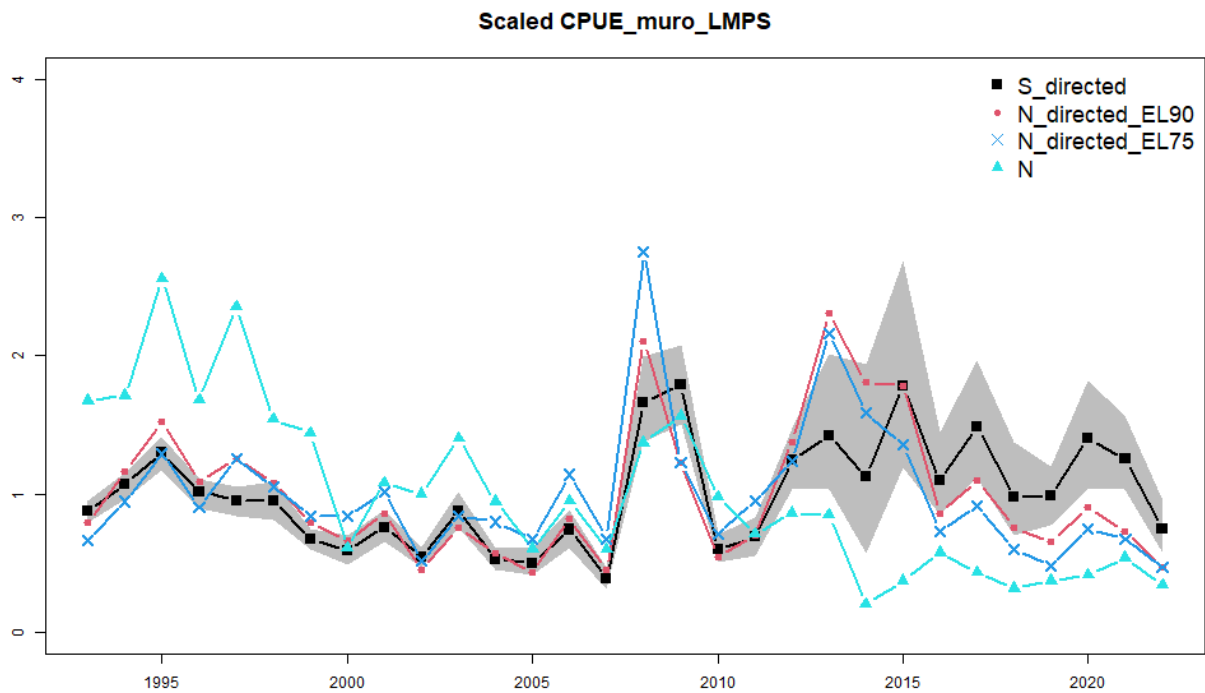


図 6. 標準化 CPUE に対する各説明変数の効果.

【大中型まき網】



【中・小型まき網】

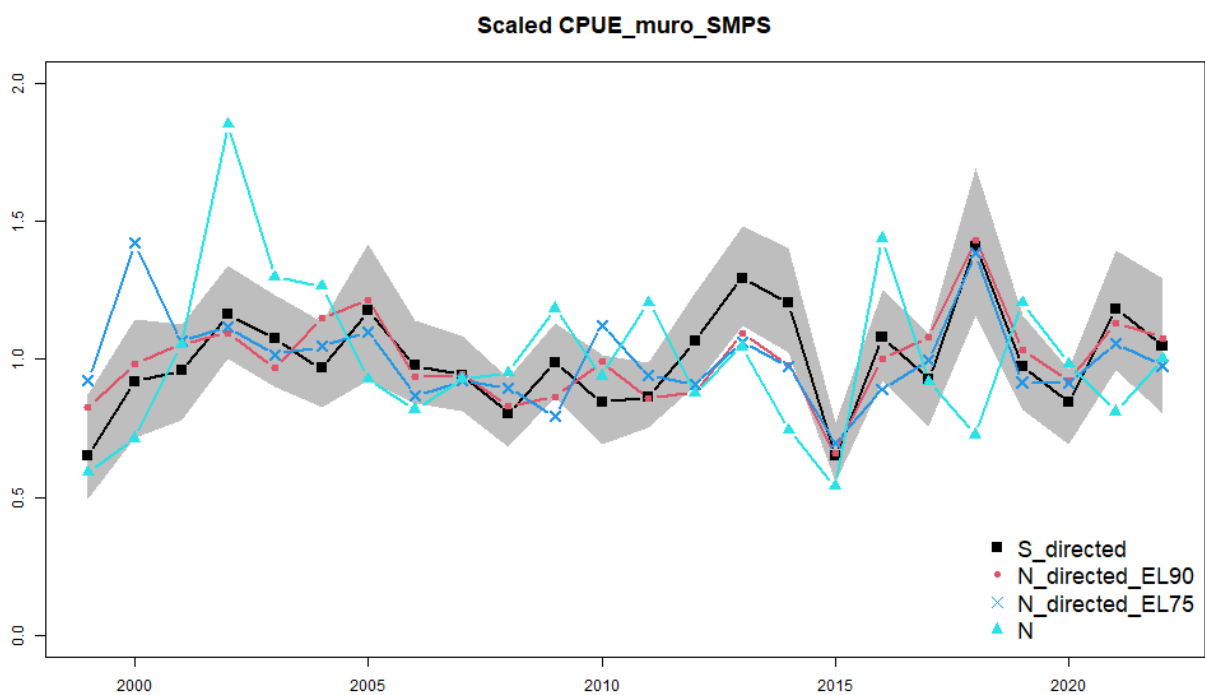


図 7. 標準化 CPUE(S_{directed})、directed CPUE(EL=90%: $N_{\text{directed_EL90}}$)、directed CPUE(EL=75%: $N_{\text{directed_EL75}}$)、ノミナル CPUE(N)

※灰色の幅は標準化 CPUE の 95%信頼区間を示す。

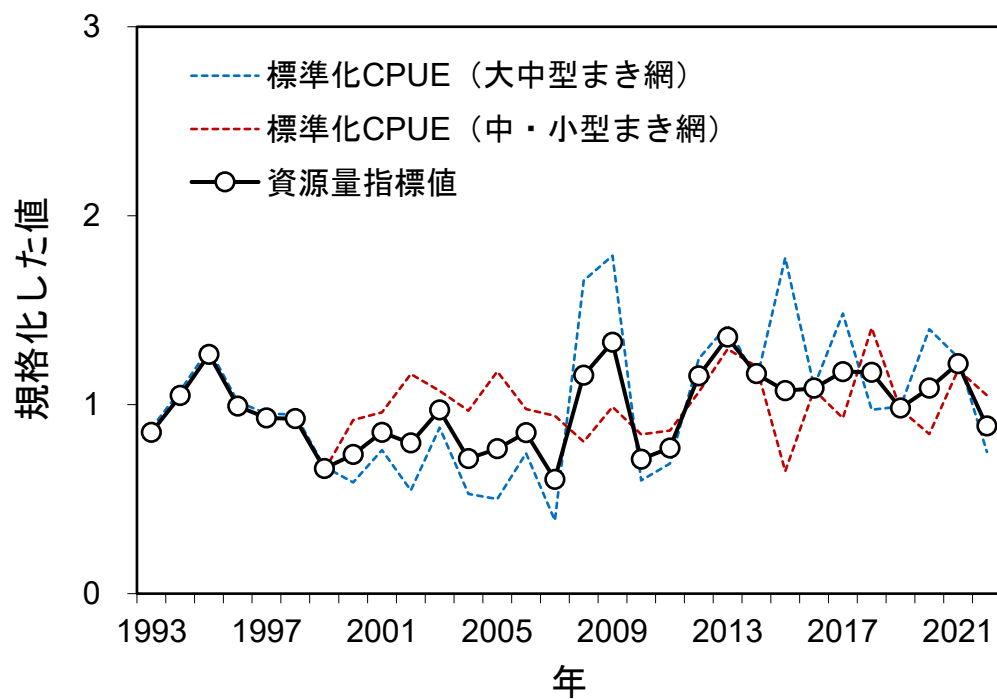


図 8.大中型まき網の標準化 CPUE ($CPUE_{LMPS}$)、中・小型まき網の標準化 CPUE ($CPUE_{SMPs}$)、資源量指標値 (I) の推移