

令和 8（2026）年度ウルメイワシ太平洋系群の資源評価 三重県中型まき網漁業の CPUE 標準化・モデル診断結果

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 浮魚第 2G
日野晴彦・安田十也・渡井幹雄・木下順二・木皿祐雅・塚田秋葉・河野悌昌・高橋正知

概要

データ	三重県外湾漁協管内における、中型まき網漁業の日別・漁船別の魚種別漁獲量
標準化の対象	1 日・1 ヲ統あたりのウルメイワシ漁獲量 (kg/日・統数)
データの利用可能な期間	2012～2025 年
標準化に使用した期間	2016～2025 年
標準化のためのデータ抽出	2014～2015 年はウルメイワシの漁獲量が過大である可能性が高いため、2016 年以降を抽出した。漁獲の主体となる 5 支所・7 漁業者のデータを抽出した。集計単位が kg のデータを抽出し、負の値は除外した。狙い操業を考慮した directed CPUE(Explanation level=90%)を標準化の対象とした。
統計ソフト・パッケージ	R(4.5.3). 使用関数は lme4、MuMin、predict 等
統計モデル	一般化線形混合モデル、一般化線形モデル
フルモデルで導入した説明変数	年、月、所属支所、漁船 ID (ランダム効果)、年・月の交互作用項 (ランダム効果)、年・所属支所の交互作用項 (ランダム効果)、月・所属支所の交互作用項 (ランダム効果)。
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	年、所属支所、年・月の交互作用項 (ランダム効果)
年トレンドの抽出方法	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 1,000 回繰り返して計算。
標準化結果	平均値で規格化した標準化 CPUE は、2023・2024 年を除いてノミナル CPUE と概ね同様の傾向で推移した。いずれも 2017 年に最高値を示し、2018 年に大きく減少した後増減を繰り返した。標準化 CPUE は 2023・2024 年に 0.61 を示し、2025 年は僅かに減少して過去 2 番目に低い 0.59 を示した。

1. 背景

本系群は令和 5 年度まで、卵稚仔調査による卵密度データを標準化した資源量指標値により評価されてきた（安田ほか 2023）。卵密度は親魚量の動向を反映すると考えられるが、漁獲の大半は未成魚であるため、漁業情報も考慮された資源量指標値が望ましい。そこで令和 6 年度以降の資源評価では、宮崎県・高知県・愛媛県・三重県における中・小型まき網の CPUE を標準化している。標準化した CPUE を余剰生産モデルに利用し、推定された資源量の相対値を資源量指標値として利用する 1C2I として評価している（日野ほか 2024）。本ドキュメントでは、昨年度と同様の手法を用いた三重県における中型まき網 CPUE の標準化結果を、CPUE 標準化プロトコル（SAWG 2026）に準じて示した。

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、中型まき網ではマアジやサバ類が主たる対象魚種であり、ウルメイワシは主対象魚種の漁獲が少ない時に代替的資源として狙って漁獲されると考えられる。以上のことから狙い操業を考慮した directed CPUE を標準化した。

2. 方法

三重県外湾漁協管内における中型まき網漁業の日別・漁船別の魚種別漁獲量（kg/日・統数）を解析した。年間を通じたデータが利用可能な 2012 年以降、年別のウルメイワシの漁獲量は 1 千～17 千トンを示し、各年全体漁獲量の 3～33%を占めた（図 1）。しかし漁獲量が 10 千トンを超えた 2014～2015 年はウルメイワシとマイワシが混じって水揚げされた場合、前者として計上されていたことから、ウルメイワシの漁獲量が過大となっている可能性が高いと考えられた（三重県水産研究所 私信）。そのため、標準化の対象は 2016 年以降とした。年別の有漁データの割合は 0.5 前後で変動し、2024 年に最高値となる 0.65 を示し、2025 年に 0.46 まで減少した（表 1）。

狙い操業の有無を確認するために、各年のウルメイワシ漁獲率（一日の総魚種漁獲量に占めるウルメイワシ漁獲量の割合）と、累積のウルメイワシ漁獲割合（ある年について、その水揚げ日までのウルメイワシ漁獲量の合計/ウルメイワシ年間総漁獲量）の関係を表す累積漁獲曲線（Biseau 1998）を図示した（図 2）。年によって異なる傾向があるものの、曲線は右下に偏っていることから、狙い対象種と判断された。

そこで、Biseau（1998）による directed CPUE を標準化の対象とした。Explanation level(EL)90%と 75%による directed CPUE のデータ数（表 1）や年変動を比較し、適切と考えられる EL を採用した。自然対数変換した 1 日・1 カ統当たりの directed CPUE を応答変数とした。モデルの誤差が正規分布に従うと仮定した一般化線形混合モデル（GLMM）を次のとおり構築した。構築したモデルに対して、BIC を用いた総当たり法により選択されたモデルで標準化 CPUE を計算し、ブートストラップ法（試行回数 1,000 回）により 95%信頼区間を求めた。

$$\text{Ln}(\text{directed CPUE}) \sim \text{intercept} + \text{year} + \text{month} + \text{syozoku} + 1|\text{code} + 1|\text{year:month} + 1|\text{year:syozoku} + 1|\text{month:syozoku} + \text{error term}$$

説明変数として、年、月、所属支所、漁船 ID（ランダム効果）、年・月の交互作用項（ランダム効果）、年・所属支所の交互作用項（ランダム効果）、月・所属支所の交互作用項（ランダム効果）を用いた。ここで year は年（2016～2025 年）、month は月（1～12 月）、syozoku は 5 つの所属支所（安乗・錦・長島・奈屋浦・贅浦）、code は 7 つの漁船 ID を示し、いずれもカテゴリカル変数として扱った。年・月の交互作用項は経年的な漁場形成時期の変化、年・所属支所の交互作用項は経年的な漁場形成海域の変化、月・所属支所の交互作用項は漁場形成海域の季節変化を検討するために説明変数に含めた。このうち、年・月の交互作用、年・所属支所の交互作用および月・所属支所の交互作用は一部欠測したため、ランダム効果とした。

なお、このモデルではランダム効果を含むため、モデル選択の際に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。すなわち、まずランダム効果の組み合わせの異なるモデル（16 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、16 通りのモデルうち最も 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。

3. 結果と考察

EL90%と 75%の directed CPUE は概ね同様の年変動を示したが、2016 年における EL75%のデータ抽出数は EL90%の半数近くまで減少した（表 1）。狙い操業を考慮した上で、出来る限り多くのデータを用いて標準化を検討するため、EL90%の directed CPUE を標準化の対象とした。

抽出前後のデータの特性を示すため、平岡・依田（2025）を参考にして操業ごとのウルメイワシ漁獲割合を 11 ランク（=0%, <10%, >10%.....>80%, >90%）に分類し、ゼロキャッチを含む全データ（All data）と比較した（図 3）。All data のデータ数は一貫した減少傾向であるのに対し、EL90%の directed data は増減が激しく、2024 年の抽出データは最高値となる 253 であるのに対し、2025 年には最低値となる 76 まで減少した。

directed CPUE の対数と各説明変数の関係を図 4 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、表 3 に示した。説明変数に年、所属支所、年と月の交互作用項（図 5）を含んだ以下のモデルが選択された。

$$\text{Ln}(\text{directed CPUE}) \sim \text{intercept} + \text{year} + \text{syozoku} + 1|\text{year:month} + \text{error term}$$

GVIF (Generalized Variance Inflation Factor) はいずれも 2 以下を示し、多重共線性の問題が無いと判断された。QQ プロットと残差のヒストグラムを図 6 に示した。QQ プロットの末端が直線からやや逸脱したものの、許容範囲と判断された。また選択されたモデルに含まれる説明変数の残差は 0 付近に収束しており、大きな問題はないと判断された (図 7)。年以外の主効果 (所属漁協) と標準化 CPUE の関係を図 8 に示した。所属漁協別の標準化 CPUE は奈屋浦が最高値、錦が最低値を示し、その他 3 つの所属漁協は同程度となった。

標準化 CPUE は、2023 年と 2024 年を除いてノミナル CPUE と概ね同様の傾向で推移した (図 9)。いずれも 2017 年に最高値を示し、2018 年に大きく減少した後は増減を繰り返した。規格化した標準化 CPUE は 2023 年と 2024 年に 0.61 を示し、2025 年は僅かに減少して過去 2 番目に低い 0.59 を示した。一方、2025 年における EL90% の directed CPUE は 2024 年から増加した。

三重県周辺海域における浮魚類の漁況は、黒潮流路の影響を受けることが報告されている (山田・久野 2007、岡田 2015)。2018 年に CPUE が大きく落ち込んだ一因として、2017 年 8 月から 2025 年 4 月まで継続した黒潮大蛇行の影響が考えられた。今後の漁況の動向に注視する必要がある。

2025 年における directed CPUE と標準化 CPUE の動向が異なる一因として、努力量が例年漁獲の少ない 4~8 月に大幅に減少し、漁獲の多い 9~12 月に増加したことが考えられた (図 10)。2025 年は漁獲の多い時期に努力量が集中したため directed CPUE が高めに算出されるものの、標準化によってこのバイアスが軽減されたと考えられた。

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.
- 日野晴彦・安田十也・渡井幹雄・井元順一・木下順二・木皿祐雅・河野悌昌・高橋正知 (2024) 令和 5 (2024) 年度ウルメイワシ太平洋系群の資源評価. FRA-SA2024-AC021
- 平岡優子・依田真里 (2025) 令和 7 (2025) 年度ウルメイワシ対馬暖流系群の資源評価 CPUE 標準化 (大中型まき網). FRA-SA2025-SC06-103.
- 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.
- 岡田 誠 (2015) 熊野灘における小型浮魚類の加入群別漁獲動向. *黒潮の資源海洋研究* 16 号, 29-42.
- SAWG (2026) 令和 8 (2026) 年度 標準化 CPUE の記載について. FRA-SA2026-SAWG02-07.
- 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
- 山田浩且・久野正博 (2007) 熊野灘沿岸の浮魚類の漁況に及ぼす黒潮大蛇行の影響. *三重県水産科学振興センター水産研究部研究報告* 第 15 号, 7-14.
- 安田十也・渡井幹雄・井元順一・木下順二・日野晴彦・河野悌昌・高橋正知 (2023) 令和 5

(2023) 年度ウルメイワシ太平洋系群の資源評価. FRA-SA2023-SC04-03

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. 全データ数、有漁データ数、有漁割合、directed CPUE の抽出データ数

年	全データ数	有漁データ数	有漁割合	directed CPUE (EL90%)	directed CPUE (EL75%)
2016	1,309	765	0.58	219	113
2017	1,251	615	0.49	207	158
2018	1,129	479	0.42	177	127
2019	1,134	370	0.33	94	62
2020	1,044	420	0.40	93	66
2021	984	365	0.37	116	76
2022	922	379	0.41	140	102
2023	899	470	0.52	241	180
2024	907	586	0.65	253	167
2025	822	382	0.46	76	52

表 2. モデル選択結果（黄色塗りが選択されたモデルを示す。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。）

```

> full_inter = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|month:syozoku_name) + (1|kumiai_code) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_2 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|month:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_3 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|kumiai_code), data=dat90_tar)
> full_inter_4 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month), data=dat90_tar)
> full_inter_5 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|month:syozoku_name) + (1|kumiai_code), data=dat90_tar)
> full_inter_6 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|month:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_7 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|kumiai_code), data=dat90_tar)
> full_inter_8 = glm(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name, data=dat90_tar)
>
> full_inter_9 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|month:syozoku_name) + (1|kumiai_code), data=dat90_tar)
> full_inter_10 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|month:syozoku_name) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_11 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|kumiai_code) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_12 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:month) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_13 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|month:syozoku_name) + (1|kumiai_code) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_14 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|month:syozoku_name) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_15 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|kumiai_code) + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
> full_inter_16 = lmer(log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1|year:syozoku_name), data=dat90_tar)
>
> BIC(full_inter, full_inter_2, full_inter_3, full_inter_4, full_inter_5, full_inter_6, full_inter_7, full_inter_8,
+     full_inter_9, full_inter_10, full_inter_11, full_inter_12, full_inter_13, full_inter_14, full_inter_15, full_inter_16)
      df      BIC
full_inter      30 5257.17753070384
full_inter_2    28 5242.70968602649
full_inter_3    28 5247.16899716192
full_inter_4    27 5239.92650050079
full_inter_5    28 5422.10699145445
full_inter_6    27 5414.72957635138
full_inter_7    27 5423.61289959568
full_inter_8    26 5354.28208431028
full_inter_9    29 5249.98984990147
full_inter_10   29 5249.89478993697
full_inter_11   29 5253.33814207858
full_inter_12   28 5246.08755273022
full_inter_13   29 5425.61800336034
full_inter_14   28 5418.23462723241
full_inter_15   28 5425.84397165125
full_inter_16   27 5418.45720233704

> full_inter_4_ML_BIC
Global model call: lmer(formula = log(cpue) ~ year + month + syozoku_name + (1 |
      year:month), data = dat90_tar, REML = FALSE)
---
Model selection table
      (Int) mnt syz_nam yer df   logLik    BIC delta weight
3 8.509      +       7 -2542.843 5137.4   0.00      1
7 9.058      +      16 -2526.285 5170.8  33.37      0
4 8.013      +       +   18 -2530.182 5193.3   55.94      0
8 8.570      +       +   27 -2506.572 5212.6   75.21      0
1 8.777              3 -2612.716 5247.6  110.20      0
5 9.317              12 -2598.852 5286.4  148.96      0
2 8.339      +       14 -2599.401 5302.2  164.83      0
6 8.887      +       23 -2579.388 5328.7  191.29      0
Models ranked by BIC(x)
Random terms (all models):
1 | year:month

```

※表中の+は各モデルに含まれる説明変数。

※固定効果のモデルでは、主効果に年を含んだ BIC 最小モデルを選択した。

表 3. 選択されたモデルにおける推定パラメーター

```
> summary(BIC_cpue)
```

```
Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']
```

```
Formula: log(cpue) ~ year + syozoku_name + (1 | year:month)
```

```
Data: dat90_tar
```

```
REML criterion at convergence: 5069.8
```

```
Scaled residuals:
```

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-5.689462739331	-0.502406009046	0.099636504351	0.656094419599	2.636984908229

```
Random effects:
```

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
year:month	(Intercept)	0.655108212979	0.809387554253
	Residual	1.193569956215	1.092506272849

Number of obs: 1616, groups: year:month, 107

```
Fixed effects:
```

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	9.0540147052947	0.2733821905588	33.11852
year2017	0.5154801163369	0.3661335897985	1.40790
year2018	-0.5986816762031	0.3784917141807	-1.58176
year2019	-0.9571782573030	0.3821077312047	-2.50500
year2020	-0.0930818063293	0.3927549255010	-0.23700
year2021	-1.2064835843917	0.4076872057541	-2.95934
year2022	-0.5114244213299	0.3996682579243	-1.27962
year2023	-0.9635573285237	0.3660761081482	-2.63212
year2024	-0.8729097655409	0.3618753984812	-2.41218
year2025	-0.9323687938663	0.4112914753419	-2.26693
syozoku_nameNagashima	-0.1134738418541	0.1406881241182	-0.80656
syozoku_nameNayaura	0.5439594463680	0.1250559262769	4.34973
syozoku_nameNieura	0.0951812206165	0.1332267202560	0.71443
syozoku_nameNishiki	-1.7469473676941	0.2863783810670	-6.10014

表 4. 平均値で規格化したノミナル CPUE、および標準化 CPUE と信頼区間の上下 5%値

年	ノミナル CPUE	標準化 CPUE	信頼区間下限	信頼区間上限
2016	1.76	1.61	1.35	1.96
2017	2.08	2.29	1.95	2.57
2018	0.82	0.81	0.65	0.97
2019	0.42	0.63	0.49	0.82
2020	0.82	1.46	1.14	1.91
2021	0.35	0.43	0.33	0.52
2022	0.79	0.97	0.74	1.17
2023	1.13	0.61	0.49	0.81
2024	1.23	0.61	0.51	0.75
2025	0.61	0.59	0.42	0.80

※ノミナル CPUE は漁獲ゼロのデータも含む平均値

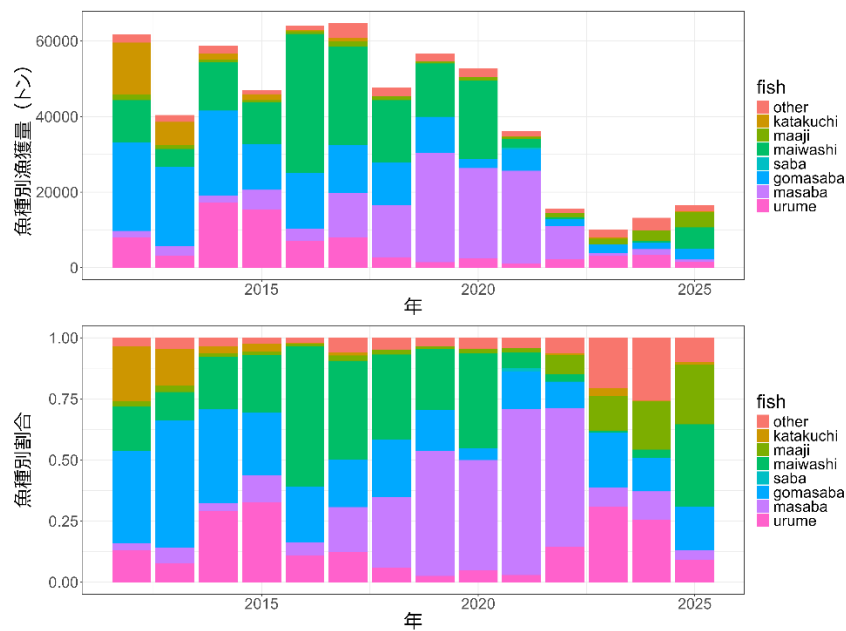


図 1. 魚種別漁獲量と魚種別割合の推移

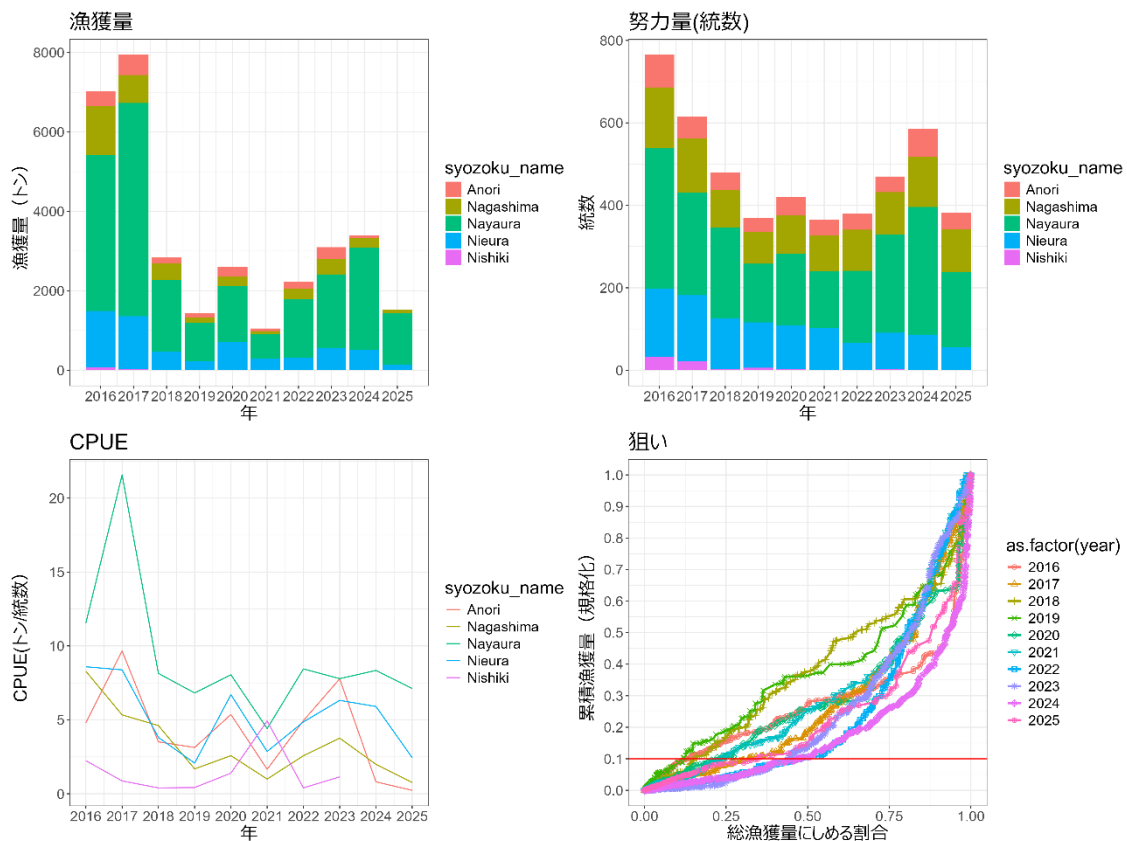


図 2. ウルメイワシの有漁データによる海域別漁獲量・努力量・有漁 CPUE、および年別の漁獲率と累積漁獲量の関係

右下の図では、曲線の形状が左上に凸である場合に混獲種、右下に凸の場合に狙い対象種と判断される。赤線より上に位置するデータが EL90%で抽出される操作を示す。

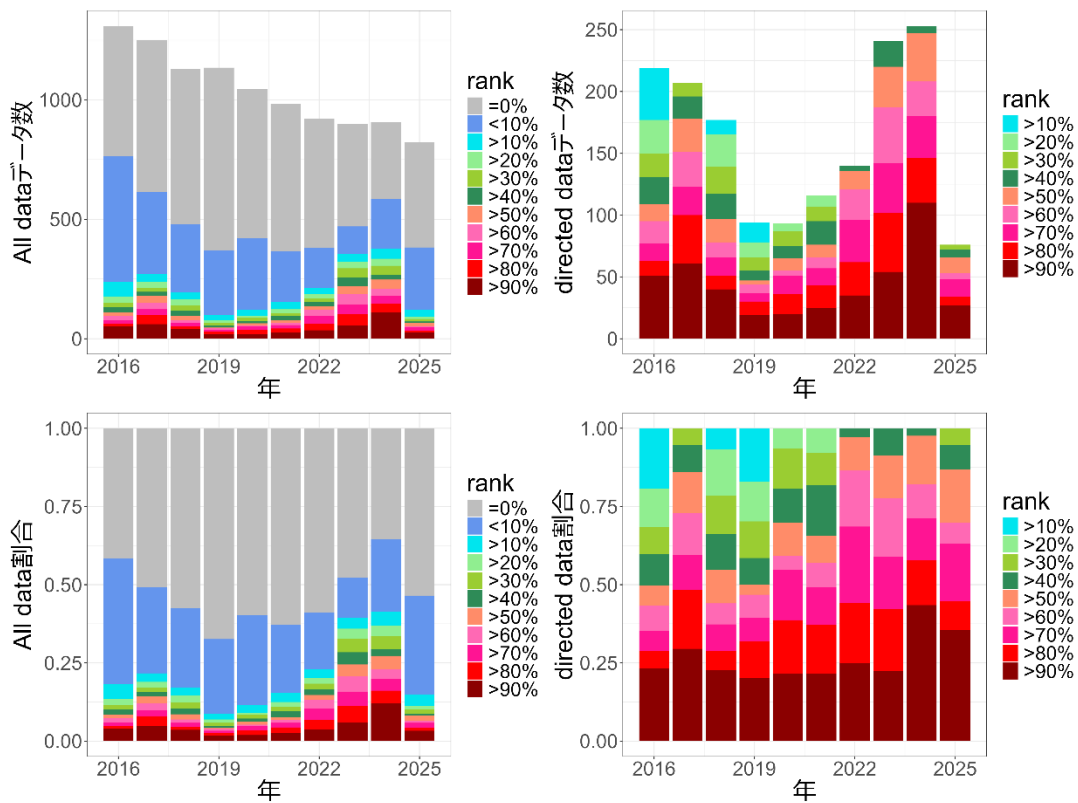


図3. ウルメイワシの漁獲割合ランクのデータ数（上段）とその割合（下段）の年変動
左が全データ（All data）、右が EL90%で抽出されたデータ（directed data）。

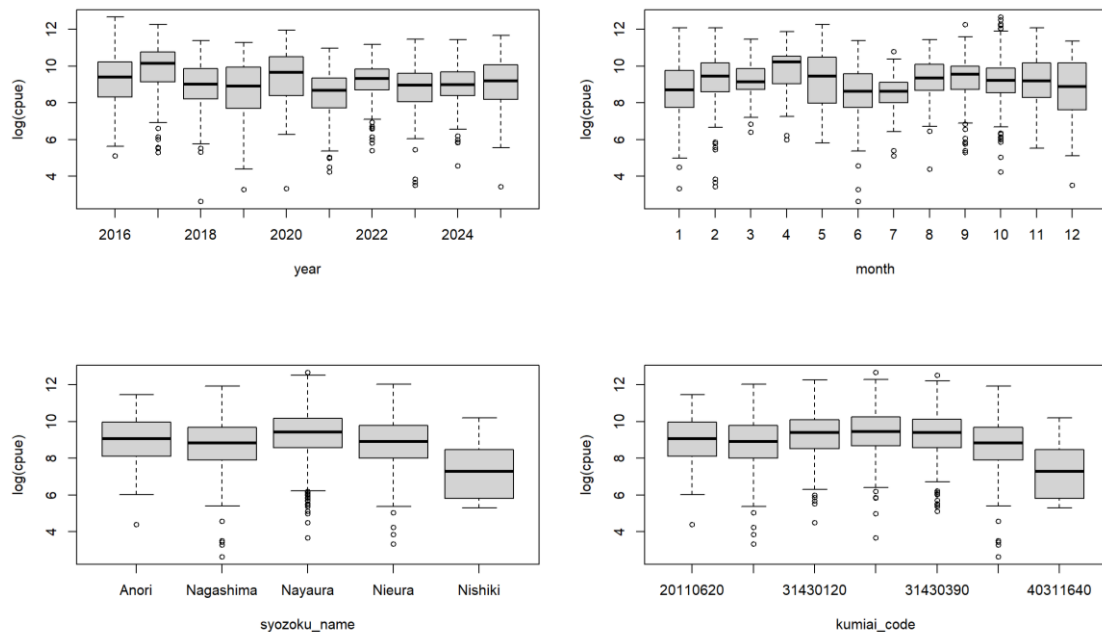


図4. directed CPUE の対数と各説明変数の関係

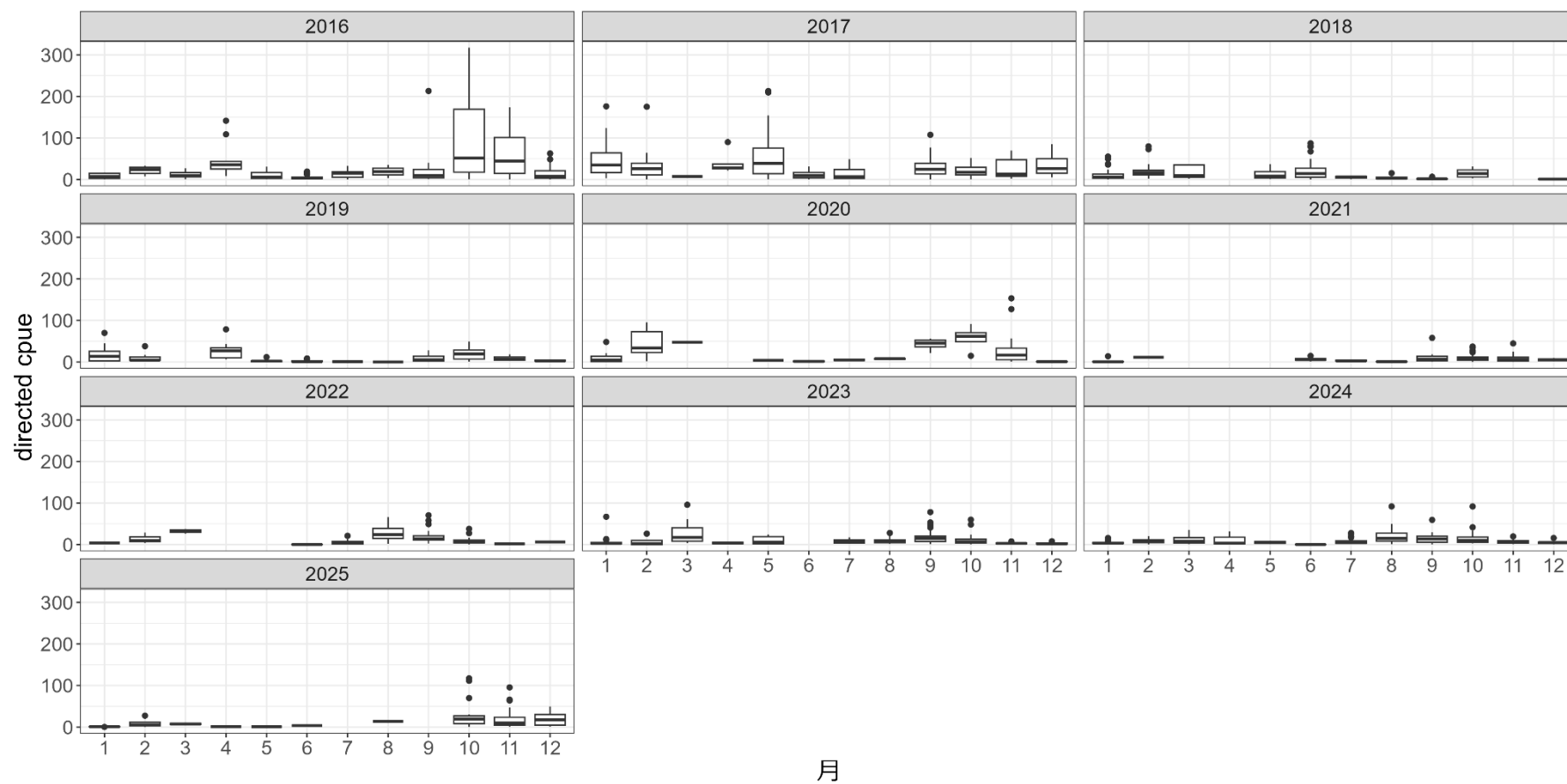


図 5. 年別月別の directed CPUE の推移

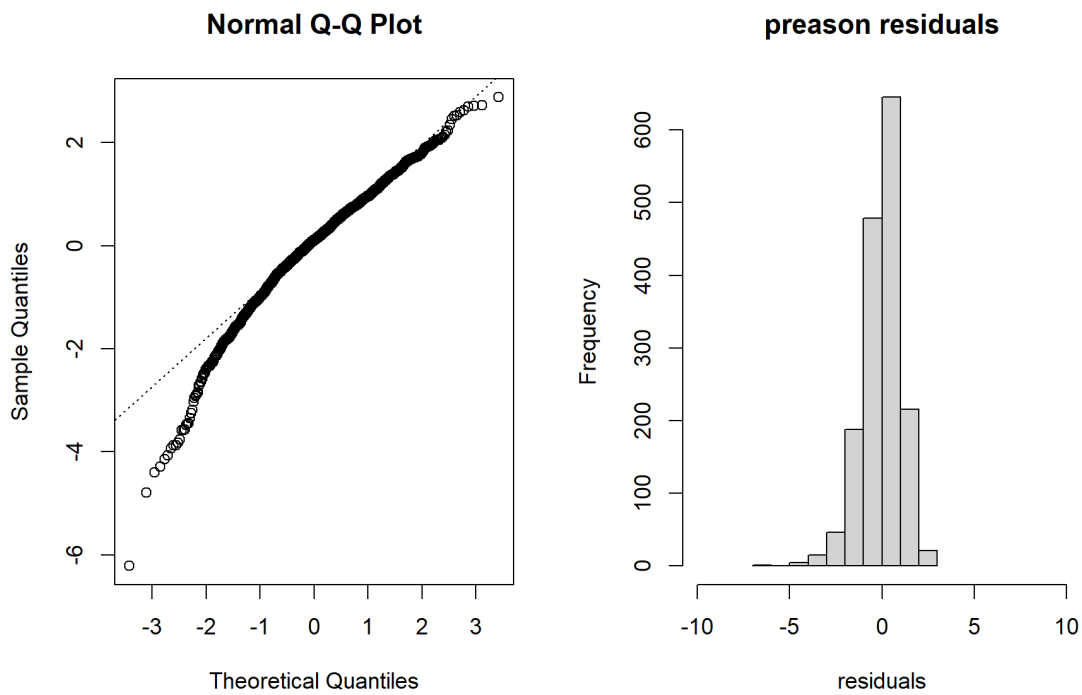


図 6. QQ プロットと残差のヒストグラム

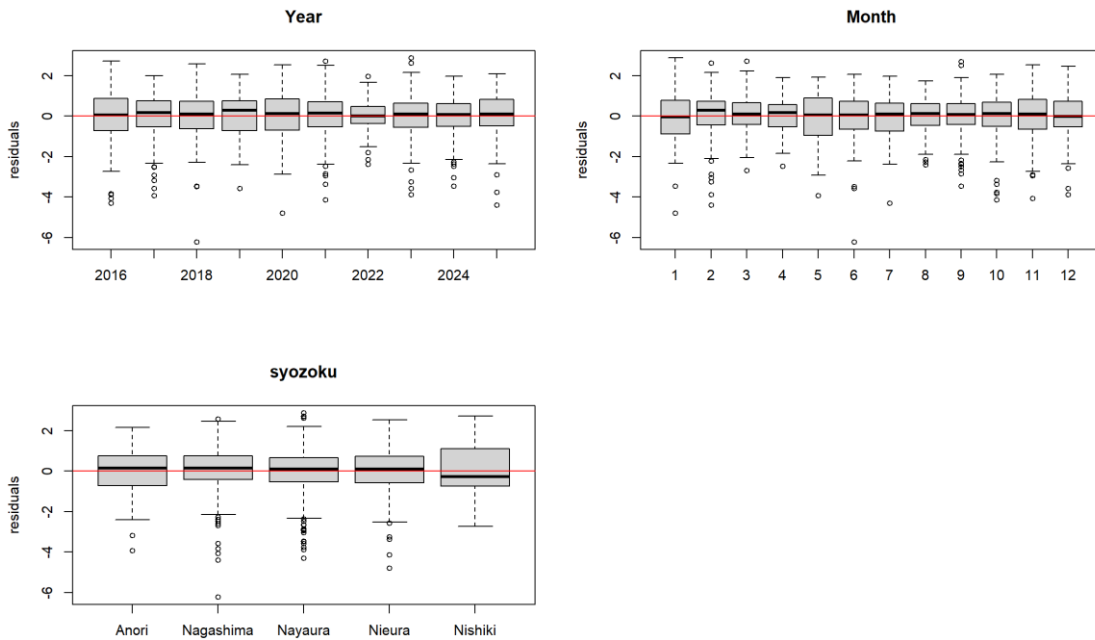


図 7. 残差と説明変数の関係

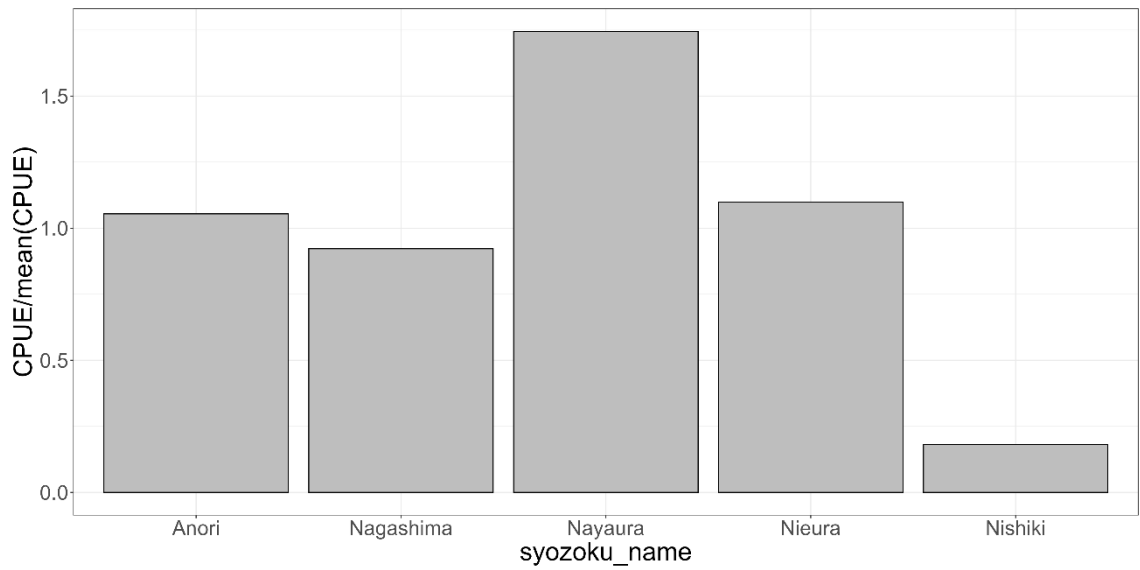


図 8. 年以外の主効果（所属支所）と標準化 CPUE の関係
※平均値で割り規格化した。

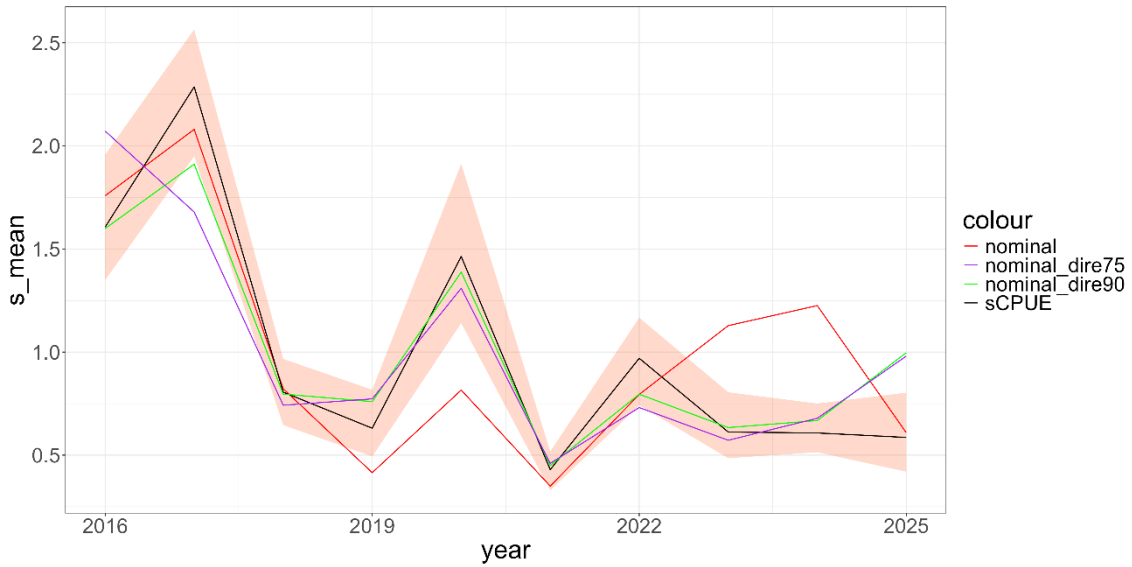


図 9. ノミナル CPUE(nominal)、EL75%のノミナル directed CPUE(nominal_dire75)、
EL90%のノミナル directed CPUE(nominal_dire90)、標準化 CPUE(sCPUE)の推移
※平均値で割り規格化した。オレンジの幅が標準化 CPUE の 95%信頼区間を示す。

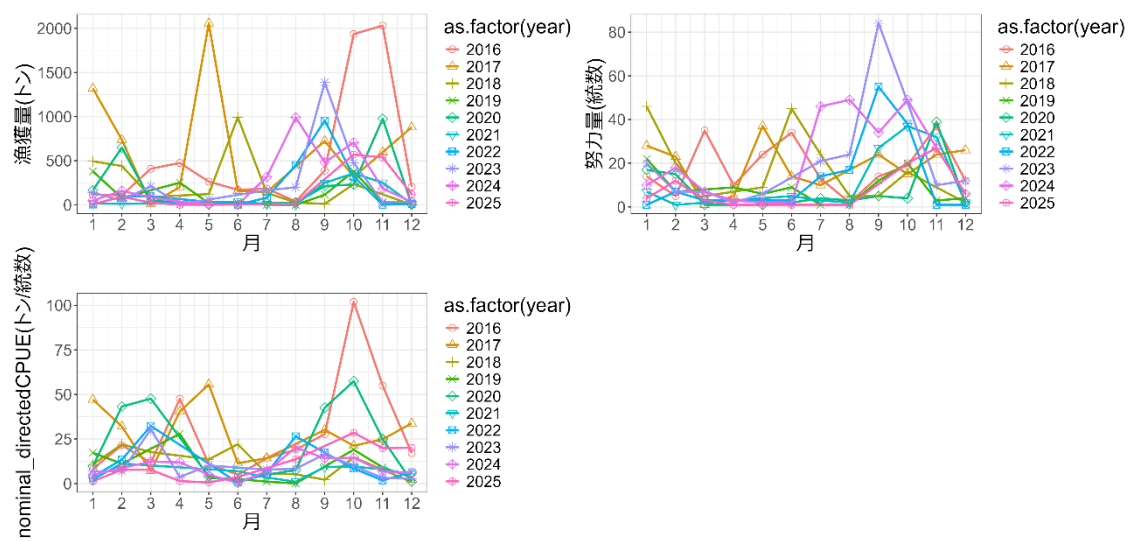


図 10. 2016 年以降の EL90%抽出データによる年別月別の漁獲量・努力量・CPUE の推移
2025 年は例年漁獲の少ない 4～8 月の努力量が減少し、9～12 月に集中した。