

マダラ本州日本海北部系群
1 そうびき沖底によるマダラ 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
 佐久間啓、藤原邦浩、八木佑太、吉川 茜、飯田真也、白川北斗

概要

データ	日本海沖合底びき網漁業漁業成績報告書
対象	1 網あたりのマダラ、ホッコクアカエビ、ハタハタ漁獲量 (kg / 網)。
データの利用可能な期間	1972～2022 年
標準化に使用した期間	2000～2022 年
データの抽出	全レコードのうち漁船の県籍が青森、秋田、山形、新潟、石川であり、操業海域が沖底小海区の男鹿北部、男鹿南部、新潟沖、能登沖、加賀沖であるものを抽出し、休漁期である 7～8 月のデータ、総漁獲量および網数が空欄もしくは 0 のレコードを除外 (95,841 件)。
使用した統計ソフト・パッケージ	R (4.0)にて mgcv (GAM)、tidyverse (作図およびデータ処理)、marmap (海図作成)、ROCR (ROC 解析)、reshape (データ処理) を使用。
統計モデル	デルタ型一般化加法モデル、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・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	BIC 総当たり法
選択された説明変数	有漁確率モデル・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	過去に使用された年、漁区 (10 分升目)、および狙いの各層ごとの有漁確率および 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	ノンパラメトリックブートストラップ法
標準化の結果	標準化 CPUE は 2003 年から 2005 年にかけて増加し、2009 年に過去最高となった後 2012 年にかけて減少した。2013 年以降、変動はあるものの、ほぼ横ばいで推移した。

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、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。

マダラ日本海系群では 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 をチューニング指数に導入した。2019 年度の標準化モデルでは狙いの効果を Biseau (1998) の方法によって考慮したが、対象魚種の漁獲量を狙いの推定に利用する Biseau (1998) の方法は有漁 CPUE モデルでのみ有効であり、ゼロキャッチを含む有漁確率モデルには適用できない。マダラでは冬季、雄の精巢（白子）を目的とした明確な狙い操作が発生するため、狙いの効果は有漁確率モデルにおいても考慮されるべきと考え、2020 年度、有漁確率モデルに適用可能な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。また従来、マダラの空間的分布を表現するため県籍を固定効果として加えていたが、漁場の空間的広がりにより適切に表現することを目的として、緯度経度を一般化加法モデル（GAM）の枠組みの中でスプラインとして与えることとした。

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を用いた。VPA のチューニングに利用することから、VPA と同じ期間（2000~2022 年）の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、秋田、山形、新潟、石川であり、操業海域が沖底小海区の男鹿北部、男鹿南部、新潟沖、能登沖、加賀沖であるものを抽出し（95,935 件）、総漁獲量、網数、水揚げ港が空欄もしくは 0 のレコード（94 件、抽出データの 0.1%）を除外した（95,841 件）。

前述の通り日本海北部においてマダラは冬季における狙いの対象であるが、冬季以外では積極的な狙い操作が発生しない傾向にあり、漁績にはマダラの漁獲がないレコード（ゼロキャッチ）が概ね 5 割程度含まれる（図 1）。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（有漁時 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。

本年度導入した 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、マダラ（ 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ホッコクアカエビ（ s_2 ）およびハタハタ（ s_3 ）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。

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

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マダラ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。

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

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

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。説明変数には有漁確率モデルと同様に年、月、年と月の交互作用、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。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が最も高くなる操業形態 ($\hat{t}_i$) を求め、狙い変数とした。

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マダラ漁獲の有無とし、残差が二項分布に従うとした。また、有漁 CPUE モデルでは、応答変数を有漁時の CPUE (マダラ漁獲量/網数) の対数値として残差が正規分布に従うとした。説明変数は、いずれのモデルにおいても年 (Year)、月 (Month)、県籍 (Prefecture)、狙い (Target)、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) とした。ここで狙い (Target) は前項で推定した操業形態 ($\hat{t}_i$) である。

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 分升目) である。従って、緯度経度の層化には農林漁区の中心における緯度経度を用いた。また、前述の通りマダラ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 (図 1)、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 (BIC) 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)。

有漁確率モデル

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

P は有漁確率。

有漁 CPUE モデル

$$\log(\text{CPUE}) \sim \text{Year} + \text{Month} + s(\text{Longitude}, \text{Latitude}) + \text{Prefecture} + \text{Target} + \text{Year} \times \text{Month} + \\ \text{Year} \times s(\text{Longitude}, \text{Latitude}) + \text{Month} \times s(\text{Longitude}, \text{Latitude})$$

有漁確率モデルの ROC 曲線下面積 (AUC) は 0.96 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 モデルの QQ プロット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が見られなかった (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 2、3)。

有漁確率モデルに基づいて変数の各層に均等において均等に漁獲が行われた際の有漁確率および有漁 CPUE の年変化を図 4 示す。有漁確率は経年的に上昇傾向にあった。また、有漁確率は年ごと漁区ごとに異なり、有漁確率の経年変化を考慮したデルタ型モデルの適用は本系群の CPUE 標準化において適当と言える。有漁 CPUE は 2005 年、2009 年にかけて上昇する傾向が見られた。本系群では 2001 年および 2006 年級群の豊度が高かったことが指摘されており (後藤ほか 2010)、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。また、2020 年にも有漁 CPUE の上昇がみられたが、これは高豊度であった 2014 年級群の 6 歳魚漁獲が反映されたものと考えられる。

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 5 に示す。標準化 CPUE は 2003 年から増加して 2009 年に過去最高となった後 2012 年にかけて減少した。2013 年以降、変動はあるものの横ばいで推移した。ノミナル CPUE のトレンドは標準化 CPUE と類似したが、2005 年、2007 年および 2018 年以降にノミナル 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。マダラでは豊度の高い年級群の加入および成長に伴って資源状態が緩やかに変動し、漁獲量のピークが生まれると考えられる (後藤ほか 2010)。従って、標準化 CPUE に見られるゆるやかな値の変動は、ノミナル CPUE に見られる急激なピークよりも自然と言える。ノミナル CPUE の急激な変

動は、特に秋田県北部から青森県にかけての海域における著しい狙いが関与していると推測され、標準化により変数の各層が均等にサンプリングされたことで課題となっていたノミナル CPUE のピークが補正されたとみられる。従って、今年度は本ドキュメントで説明した標準化 CPUE についてチューニング指標値として用いることとした。

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.
- 後藤常夫・廣瀬太郎・藤原邦浩 (2010) 平成 22 (2010) 年度マダラ日本海系群の資源評価. 平成 17 年度我が国周辺水域の漁業資源評価第 2 分冊, 水産庁・水産総合研究センター, 895-917.
- 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.
- 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.
- 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

Model	df	logLik	BIC	ΔBIC
logit(P)~Year+Month+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)	421	-26714	58259	-
logit(P)~Month+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)	417	-26751	58285	26
logit(P)~Year+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)	411	-26804	58327	69
logit(P)~Year+Month+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)	422	-26764	58377	118
logit(P)~Prefecture+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)	414	-26820	58389	130

表 2 有漁 CPUE モデルのモデル選択結果

Model	df	logLik	BIC	ΔBIC
log(CPUE)~Year+Month+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)+Year×Month	578	-79337	164915	-
log(CPUE)~Year+Month+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)+Year×Month	577	-79457	165149	234
log(CPUE)~Year+Month+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+Target+ Month×s(Latitude, Longitude)+Year×Month	359	-80696	165270	355
log(CPUE)~Year+Month+s(Latitude, Longitude)+Target+ Year×s(Latitude, Longitude)+Month×s(Latitude, Longitude)+Year×Month	584	-79490	165289	374
log(CPUE)~Year+Month+Prefecture+s(Latitude, Longitude)+ Month×s(Latitude, Longitude)+Year×Month	584	-79493	165290	375

表3 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 BIC の変化 (Δ BIC)

Model	Zero model (binomial)		Catch model (gaussian)	
	BIC	delta	BIC	delta
Best model	58259	-	164915	0
-Year	62092	3833	167372	2457
-Month	68927	10669	179858	14943
-s(Latitude, Longitude)	68581	10322	171831	6916
-Prefecture	58623	364	165289	374
-Target	99789	41531	165149	234
-s(Latitude, Longitude)×Year	58717	458	165270	355
-s(Latitude, Longitude)×Month	63327	5068	169714	4799
-Year×Month	-	-	165863	948

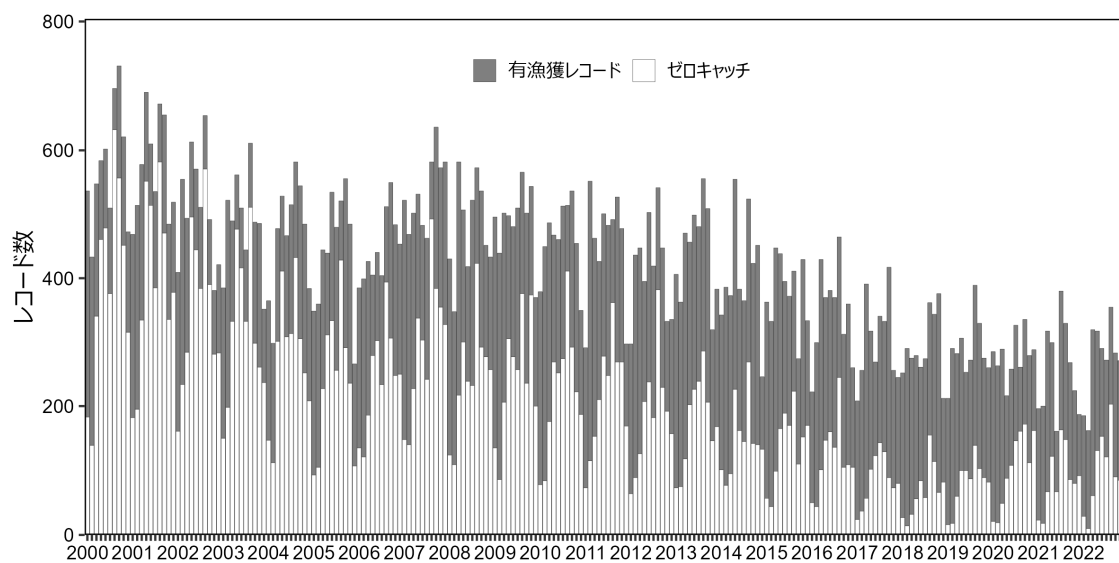


図1. 月ごとに集計したレコード数の経年変化 マダラ有漁レコードを灰色で、ゼロキャッチレコードを白色で示した。

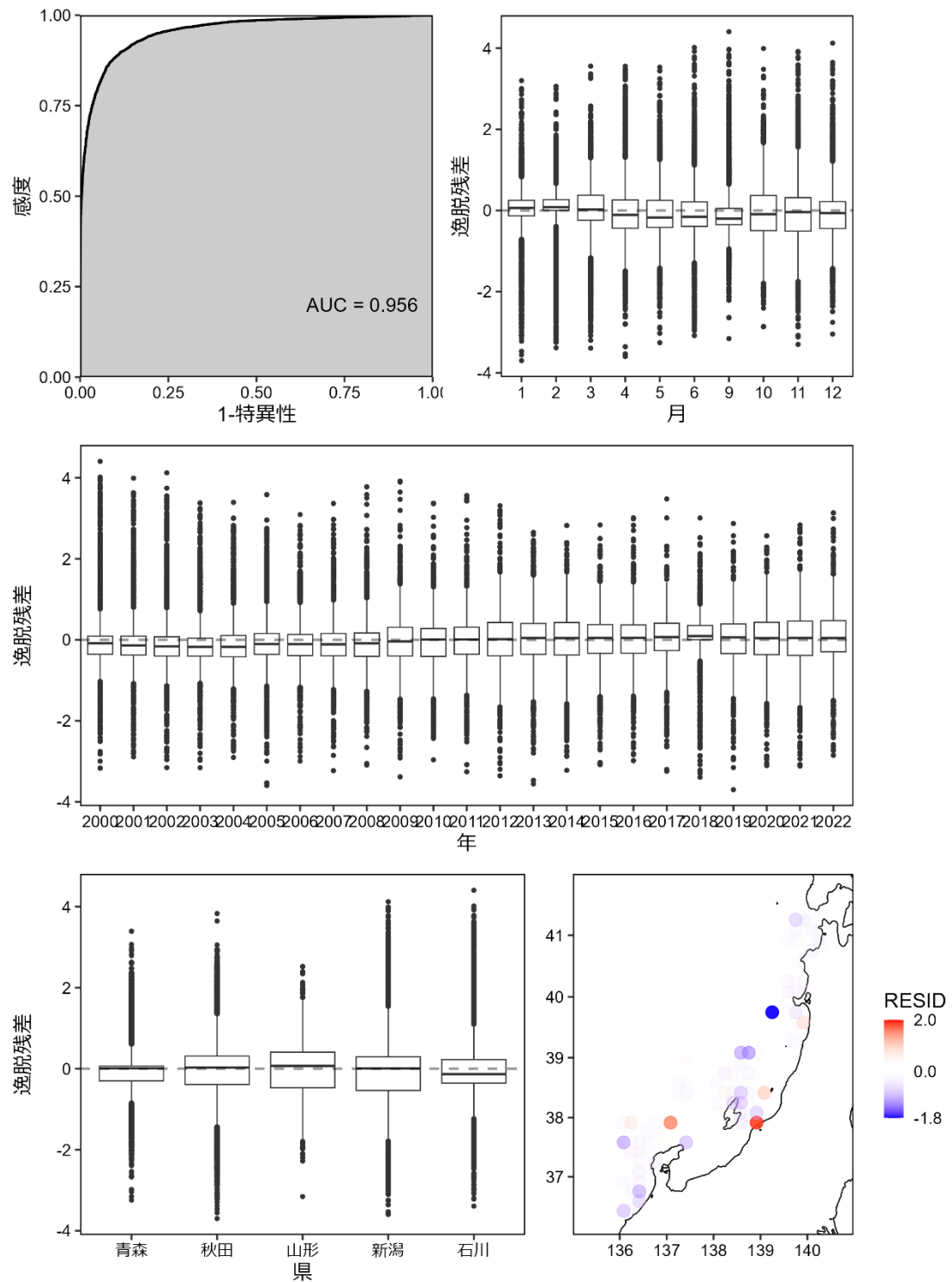


図2. 有漁確率モデルの ROC 曲線および層別逸脱度残差 海図には漁区ごとの残差の平均値を示した。

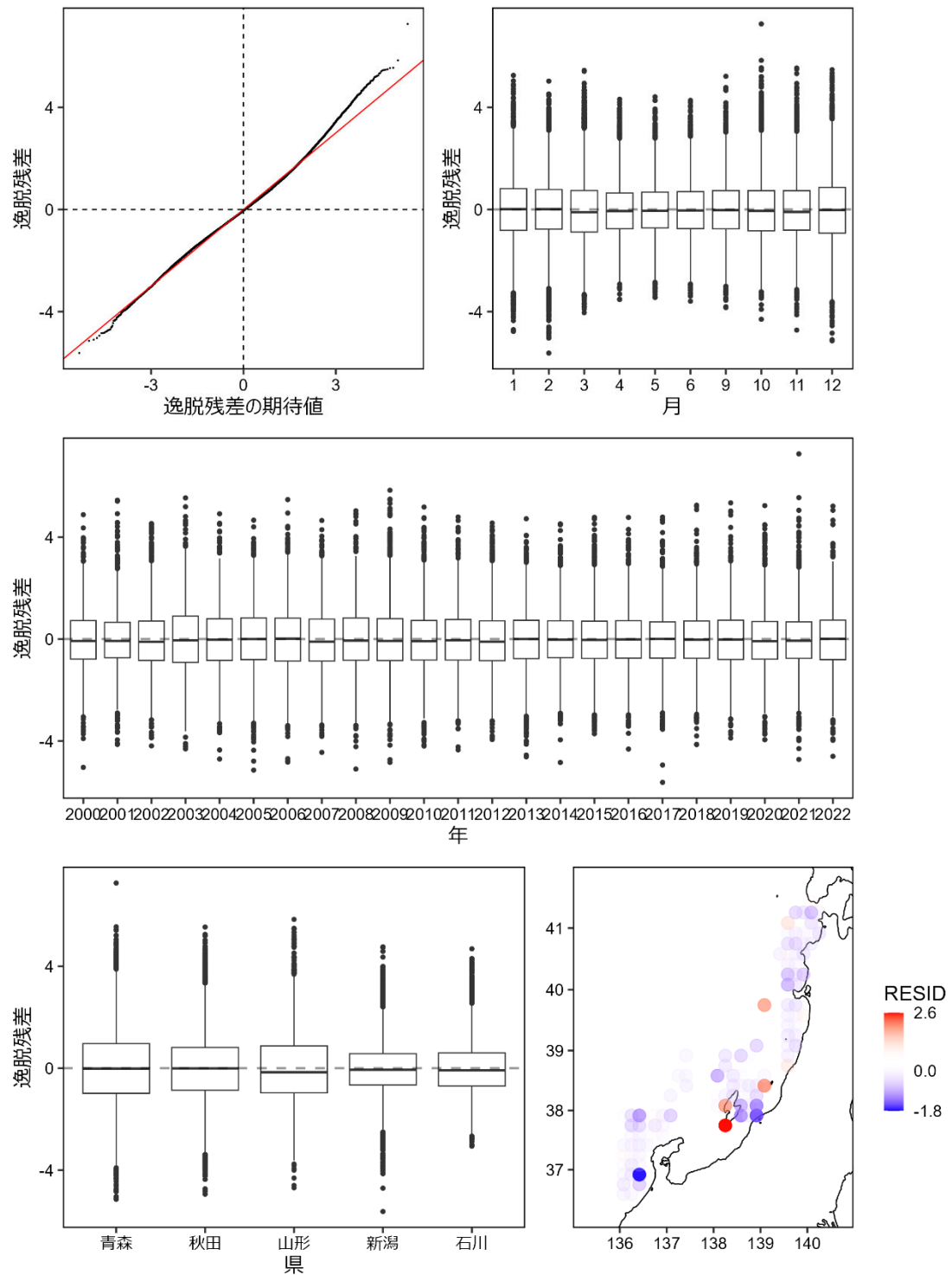


図3. 有漁 CPUE モデルの Q-Q プロットおよび層別逸脱度残差 海図には漁区ごとの残差の平均値を示した。

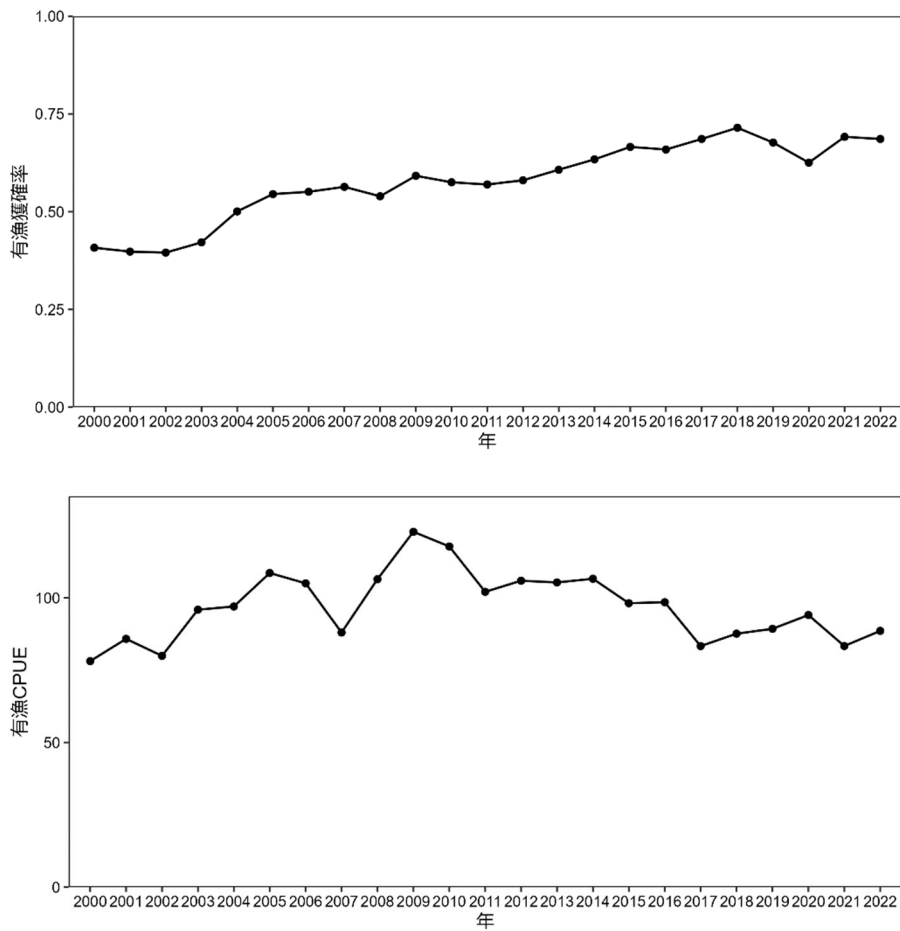


図 4. 有漁確率モデル（上）および有漁 CPUE モデル（下）の年トレンド

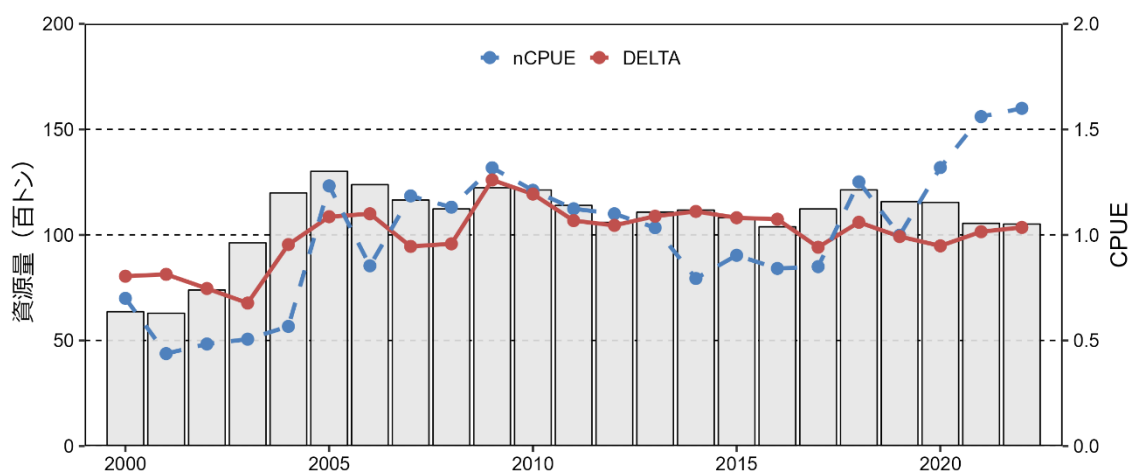


図 5. 沖合底びき網漁業における漁獲量（棒グラフ）、標準化 CPUE（赤実線）およびノミナル CPUE（青破線）の推移 網掛け部分は標準化 CPUE の 90%信頼区間を示す。

付録：有漁確率推定における Directed Residual Mixture モデルの適用に関する検討

1. 背景

CPUE 標準化をデルタ型モデル (Lo et al. 1992) で実施する際、ロジットリンク二項分布モデルによる有漁確率推定において狙いを考慮することが求められる。底びき網漁業では季節によって特定の狙い魚種が存在し (ズワイガニ、マダラ、ホッコクアカエビ、ハタハタ等)、各対象魚種に適した漁具・漁法や漁場の選択を行う。例えばホッコクアカエビを主対象とする場合、グラウンドロープが軽く比較的目合いが細かい網 (エビ網) を用いることで、本種の主生息域である泥底においても泥の入網を避けた操業が可能となる。一方、エビ網を使用してズワイガニを漁獲する場合、グラウンドロープ下をズワイガニが潜り抜けてしまい、ズワイガニの採集効率は低くなると予想される。また、魚種によっては海底谷の底部や海丘の稜線、パッチ状に分布する転石帯など、特定の海底地形を狙って操業する場合もあるが、このような操業状況を漁獲成績報告書に記載された緯度経度 10 分升目の漁区情報のみから推定することは困難である。

本系群の CPUE 標準化では有漁確率モデルに適用可能な狙いの推定方法である Directed residual mixture モデル (以下、DRM、Okamura et al., 2018) を使用している。DRM における狙い (あるいは操業形態、Fishing tactics) とは、各魚種に対して異なる効果を示す隠れパラメータであり、カテゴリカル変数として定義される。DRM では、まず、同時に混獲される複数の魚種について、単純な CPUE 標準化モデル (原著では年と漁区の固定効果のみを含む一般化線形モデル) を適用し、各レコードに対する各魚種の逸脱度残差 (Deviance residual) を求める。次に、各レコードにおける各魚種の逸脱度残差のべき乗の和に対して特定魚種の残差のべき乗が占める割合を求め、そのロジット値を応答変数として有限混合モデル (Finite mixture model、FMM) による成分分解を行う。最後に、各レコードに対して FMM における各成分が占める事後確率を求め、事後確率が最大となる成分を狙いとする。Okamura et al. (2018) は、逸脱度残差のべき乗値を用いることで、ゼロデータを自然な形で扱うことができると述べている。一方、彼らは有漁確率モデルに対する DRM の有効性についてシミュレーションや実データを用いた検証を行っていない。そこで、本稿では有漁確率推定における二項分布モデルに DRM を適用する妥当性についてシミュレーションによる検討を行った。

2. 方法

前述の通り、DRM では複数の狙いを仮定し、それぞれの狙いが各魚種に対して異なる効果を示すと仮定する。そこで、シミュレーションでは 2 魚種 ($s=s_1, s_2$) を対象とする漁業において 2 種類の狙い ($t=t_1, t_2$) を想定し、狙いの頻度および各魚種の出現頻度が季節 ($u=u_1, u_2, u_3$) および年 ($y=y_1, y_2, y_3, \dots, y_{20}$) によって異なると仮定した。ここで、レコード i における狙いを t_i とすると、

$$t_i \sim \text{Binomial}(q_i)$$

$$q_i = \frac{\exp(w_i)}{1 + \exp(w_i)}$$

ここで、 q_i はレコード i における狙い t_i の発生確率であり、 w_i はそのロジット値である。 w_i は年と季節で表現される。

$$w_i = \gamma_1 y_i + \gamma_2 u_i$$

年の効果 γ_1 は切片 m と傾き n によって決定されるとし、季節の効果 γ_2 はそれぞれ表 1 のとおり定めた。

また、レコード i におけるキャッチの有無 v_i は、

$$v_i \sim \text{Binomial}(p_{s,i})$$

$$p_{s,i} = \frac{\exp(z_{s,i})}{1 + \exp(z_{s,i})}$$

ここで、 $p_{s,i}$ はレコード i における種 s の有漁確率であり、 z_i はそのロジット値である。 z_i は年、季節、および狙いで表現される。

$$z_{s,i} = \beta_{s,1} y_i + \beta_{s,2} u_i + \beta_{s,3} t_i$$

年の効果 $\beta_{s,1}$ は切片 a_s と傾き b_s によって決定されるとし、季節 $\beta_{s,2}$ および狙いの効果 $\beta_{s,3}$ は表 1 のとおり定めた。

上記の設定のもと、各年各季節に対して 2000 レコードを作成したのち、種 s_1 を対象として DRM を適用した CPUE 標準化を行った。DRM ではまず、 s_1 および s_2 の 2 種について、漁獲の有無を応答変数として年のみを説明変数に含む二項分布モデルについて残差を求めた。その後、Okamura (2018) に従い各レコードについて狙い変数 ($\hat{t}_i$) を求めた。

DRM の有効性を確認するため、作成したシミュレーションデータのうち種 s_1 に対して一般化線形モデル(GLM)によるモデル化を行い、年、月および狙い効果の推定を行った。

モデル 1. $\text{logit}(P) \sim \text{Year} + \text{Month} + \text{Target} + \text{Year} \times \text{Month}$ P は有漁確率。

また、比較のため狙いを変数に含めないモデルについても作成した。

モデル 2. $\text{logit}(P) \sim \text{Year} + \text{Month} + \text{Year} \times \text{Month}$ P は有漁確率。

これらのモデルについて、残差を求めるとともに ROC 曲線を作成し、予測能力の比較を行った。また、有漁確率の推定値について求め、モデル間で比較した。

3. 結果と考察

3.1. シナリオ 1: 高頻度で出現する狙い対象種、狙いの効果は分離されている

シナリオ 1 において種 s1 は年の経過とともに有漁確率が上昇し、狙い t2 について有漁確率が上昇する（補足図 1）。これに対し、種 s2 は年の経過とともに有漁確率が緩やかに下降し、狙い t2 について有漁確率が上昇する。いずれの種も季節によって有漁確率は異なる。

データセットに対して狙いを含む GLM を当てはめたところ、残差の偏りは極めて少なかった。これに対して、狙いを変数に含めない場合、残差に偏りが生じることが分かった（補足図 2）。これは隠れ変数として含めた狙いの効果が正しく推定できないことに由来する。狙いの頻度は年と季節によってコントロールされるものの二項分布に従うことで単純な年および季節の効果としては検出されなかったとみられる。従ってモデルの予測能力を示す ROC 曲線における曲線下面積（AUC）も、狙いを含む場合 1 に極めて近い値が得られたのに対し、狙いを含まない場合 0.8 にとどまった（補足図 3）。有漁確率に対する推定値を比較したところ、狙いを含む場合真値に近い値が得られていたのに対し、狙いを含まない場合、頻度とともに推定値が真値から逸脱する様子が示された。

3.2. シナリオ 2: 低頻度で出現する混獲対象種、狙いの効果は重複する

シナリオ 2 において種 s1 は年の経過とともに有漁確率が上昇するものの、出現頻度は高くない。狙い t2 について有漁確率が上昇するが、狙いの発生頻度は低く、年によってはほぼ狙われていない（補足図 5）。これに対し、種 s2 は年の経過とともに有漁確率が緩やかに下降し、狙い t2 について有漁確率が上昇する。いずれの種も季節によって有漁確率は異なる。

データセットに対して狙いを含む GLM を当てはめたところ、残差の中央値は概ね 0 であったものの、値の範囲には偏りが見られた。一方、狙いを変数に含めない場合、残差に偏りが生じ、その程度も年や季節によって異なった（補足図 6）。ROC 曲線における曲線下面積（AUC）は、狙いを含む場合 0.94 と高かったのに対し、狙いを含まない場合 0.62 であった（補足図 7）。有漁確率に対する推定値を比較したところ、狙いを含むモデルでは、非狙い時の有漁確率は概ね真値に近い値が得られていたのに対し、狙い時有漁確率は

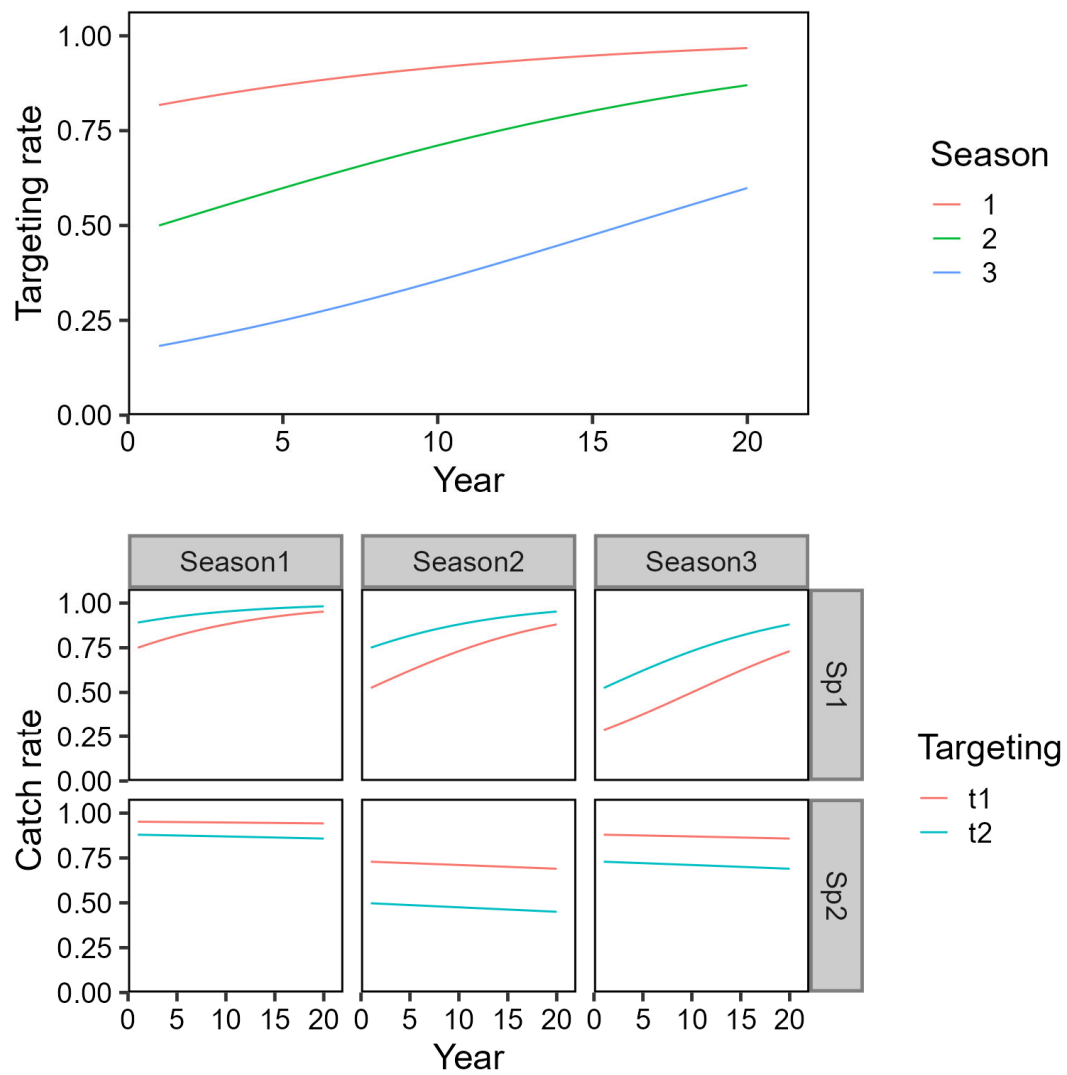
大きく値が逸脱した。これは、狙いの頻度が低いことによりそもそも狙いデータの出現頻度が低く、推定誤差が大きかったためと考えられる。一方、狙いを含まない場合、非狙い時の有漁確率はほぼ真値と等しくなったのに対し、狙い時の有漁確率は正しく推定されなかった。狙いの出現頻度が低い場合、狙いの影響はそもそも加味されないと考えられる。

有漁確率モデルにおいて狙いの頻度が高く効果が大きい場合、狙いを加味しないことで推定値に不確実性が生じることが示された。このような場合、**DRM** を適用することで、残差の偏りを改善し、狙いの効果を除去した有漁確率を得ることができると考えられる。一方、狙いの頻度が低い混獲種の場合、狙いの効果が正しく推定されない可能性がある。

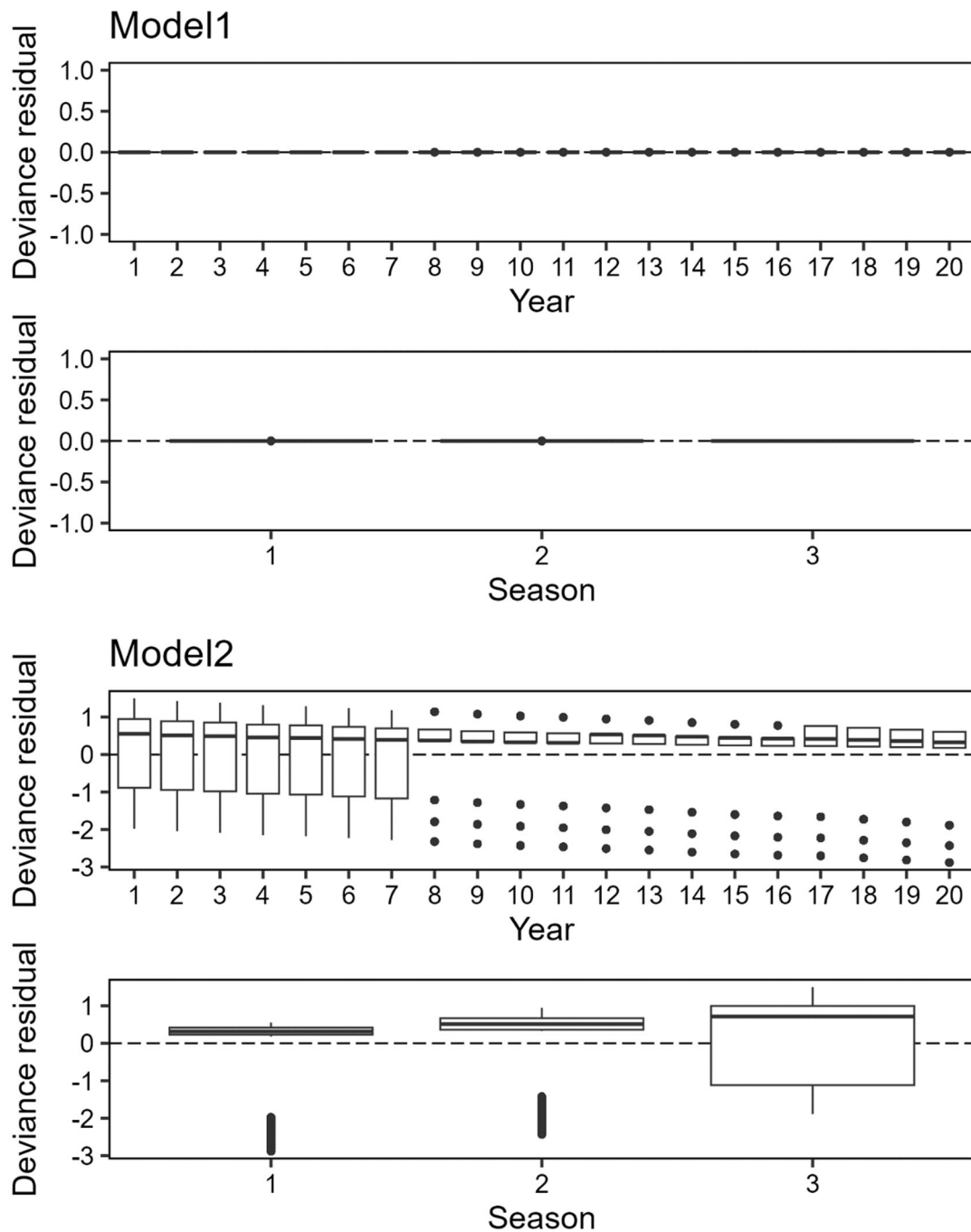
今回、狙いによって魚種特有の漁具・漁場選択がなされ、これによって有漁確率が変化する、という仮定のもとにシミュレーションを行ったが、その妥当性には議論の余地がある。各地先における漁具の使用状況や各狙いにおける操業形態の違い（漁具の着底強度や潮流に対する曳網方向等）に関する記載は僅少であり、仮定の妥当性を議論するにはより網羅的な比較操業、ならびに操業結果に対する統計的解釈が必要となる。

また、本稿では2種類の操業形態による2種の漁獲という、極めて単純な仮定のもと検討を行った。一方、現実的には多数の操業形態が存在し、主要魚種のみでも10種以上となる。実データにおける有効性は本資料前半の、マダラを対象とした **CPUE** 標準化において示しているものの、その適用可能範囲や潜在的な問題点については引き続き検討が必要と考える。

本稿では改めて有漁確率モデルの構築に際しての **DRM** の有効性が示された。上述の通り、潜在的な問題点および不確実性はあるものの、狙い効果の考慮は必須であり、二項分布モデルに適用可能な手法に限られる以上、**DRM** の適用は最適といえる。引き続き **DMR** を用いた **CPUE** 標準化手法については検討を進め、精度向上に努めたい。

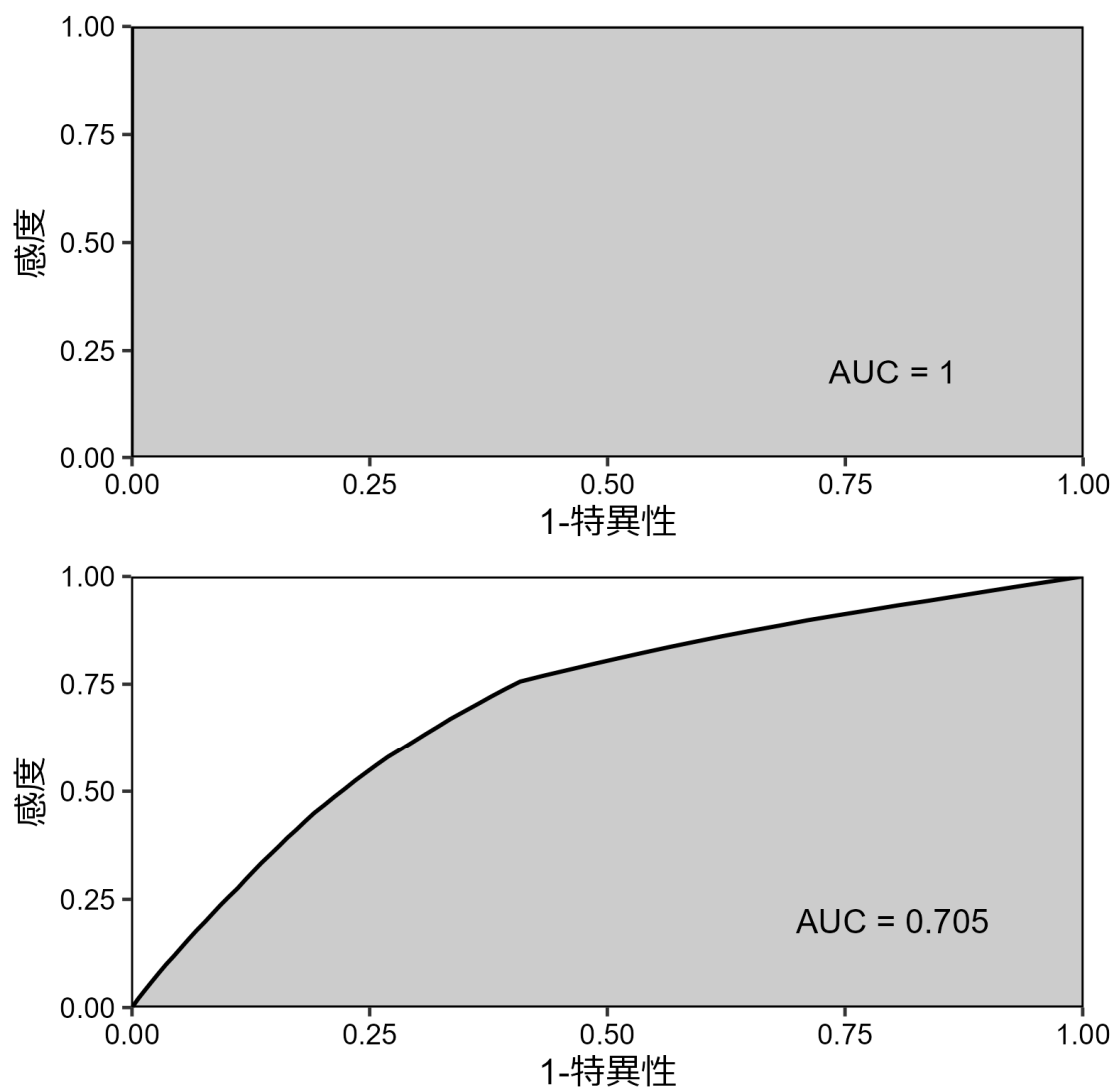


補足図1. シナリオ1における季節ごとの狙い頻度の年変化（上）および季節ごと種ごとの有漁確率の年変化（上）



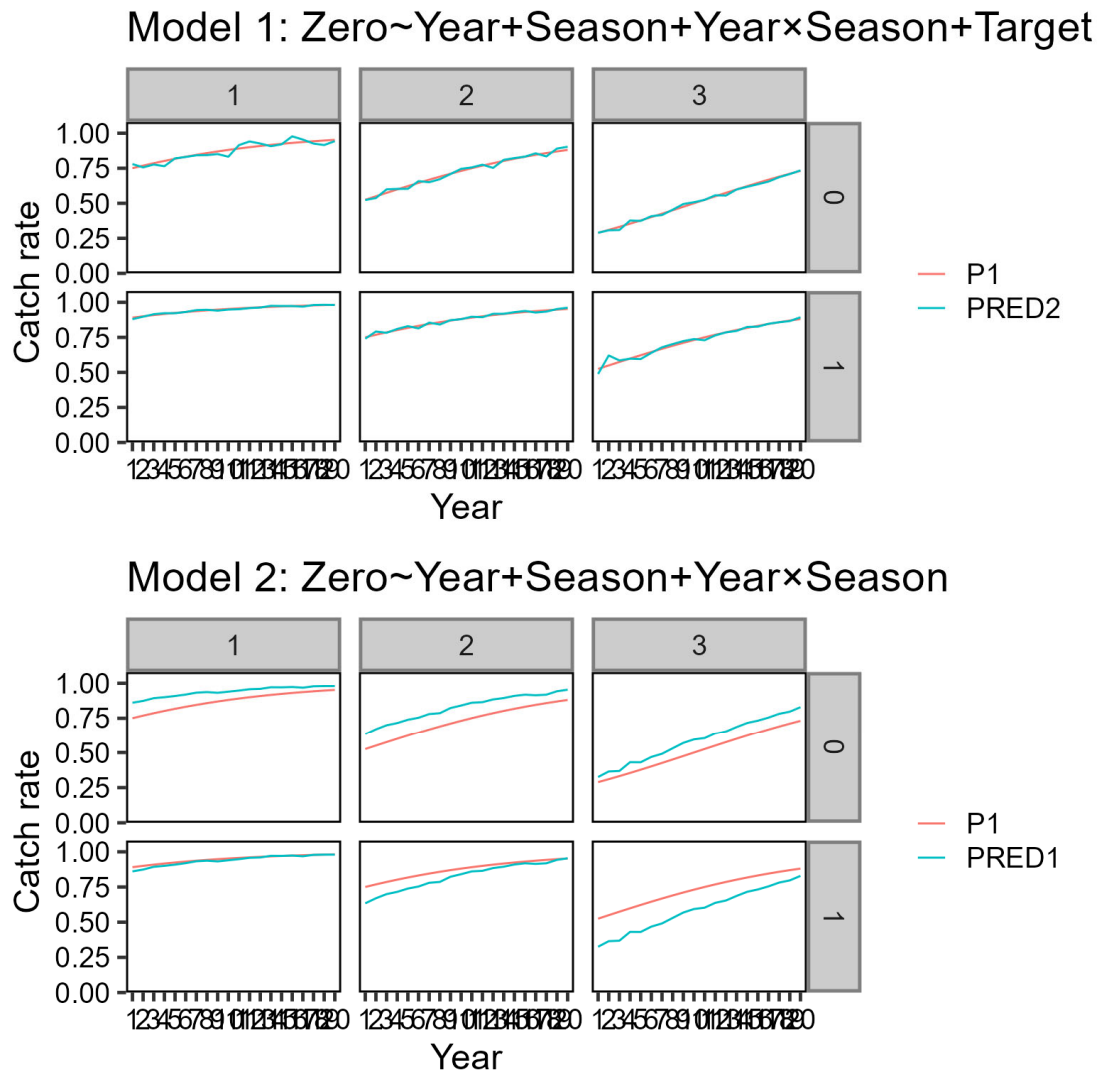
補足図 2. シナリオ 1 におけるモデル残差

狙いを含む GLM (Model 1) および狙いを考慮しない GLM (Model 2) についての年及び季節に対する逸脱度残差を示す。



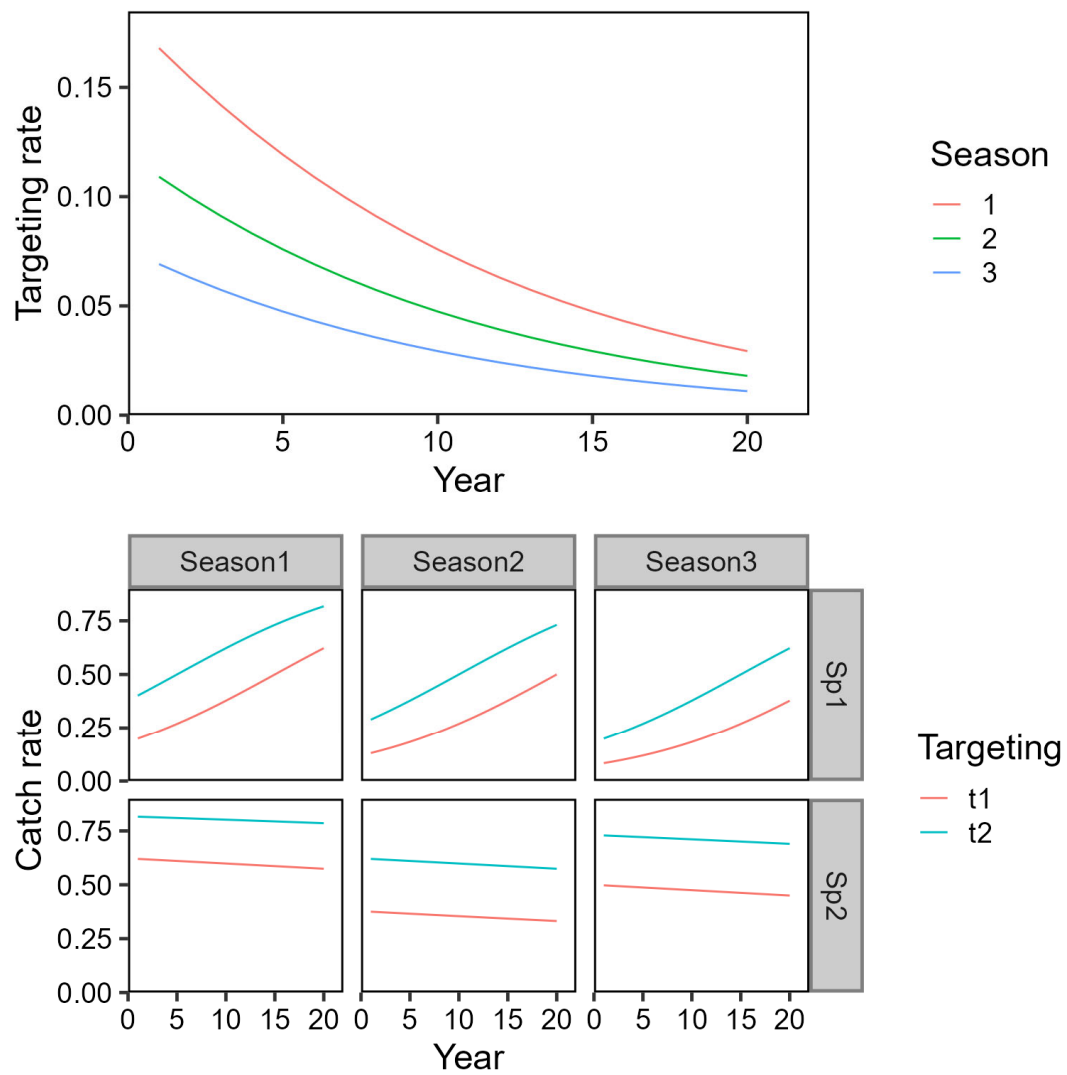
補足図 3. シナリオ 1 における ROC 曲線

狙いを含む GLM (Model 1) および狙いを考慮しない GLM (Model 2) について示す。

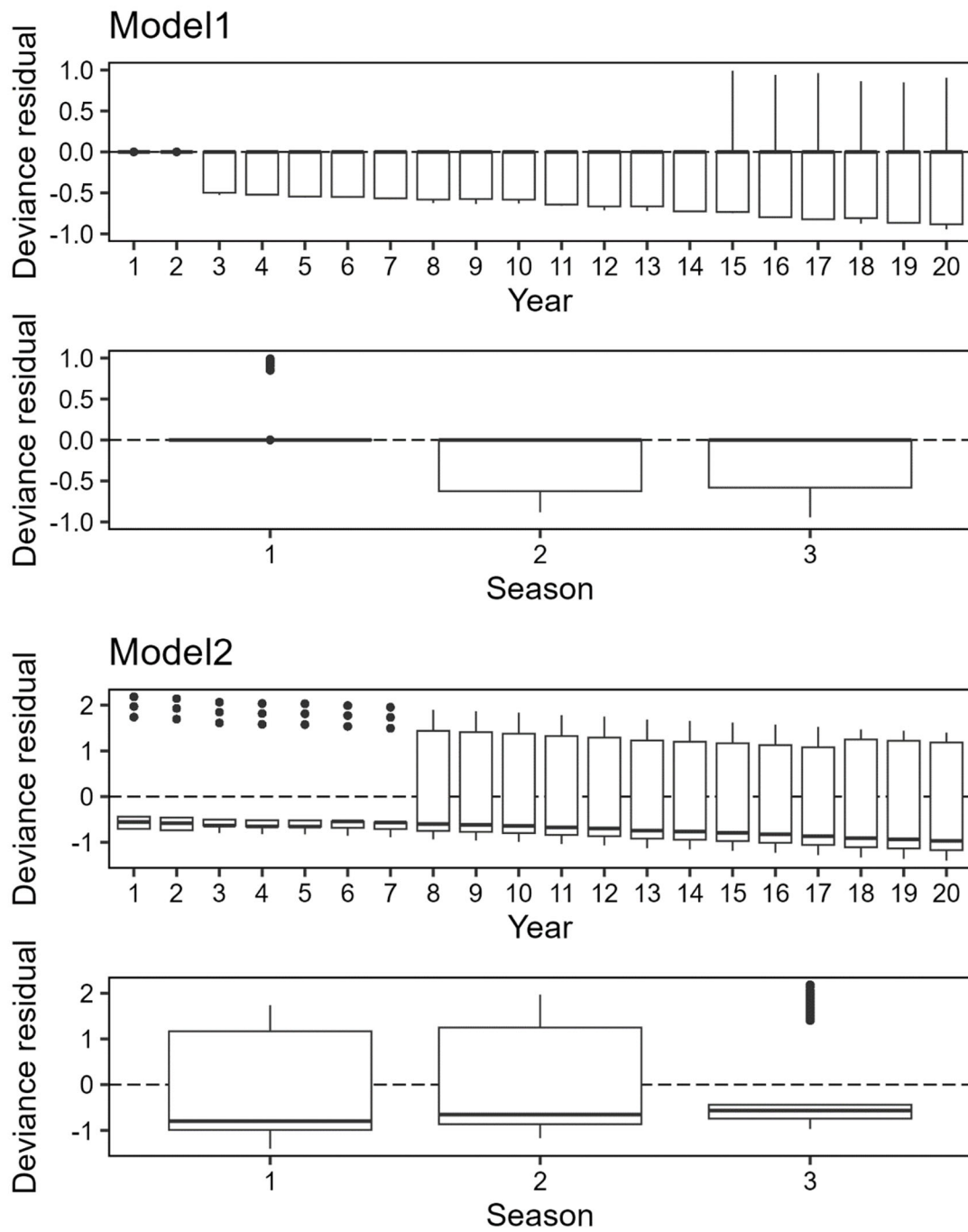


補足図 4. シナリオ 1 におけるモデル推定値

狙いを含む GLM (Model 1) および狙いを考慮しない GLM (Model 2) について有漁確率の年変化を季節別 (1~3) および狙い別 (0~1) に示す。ここで P1 (赤線) は真値であり、PRED1 (青線) はモデルの推定値。

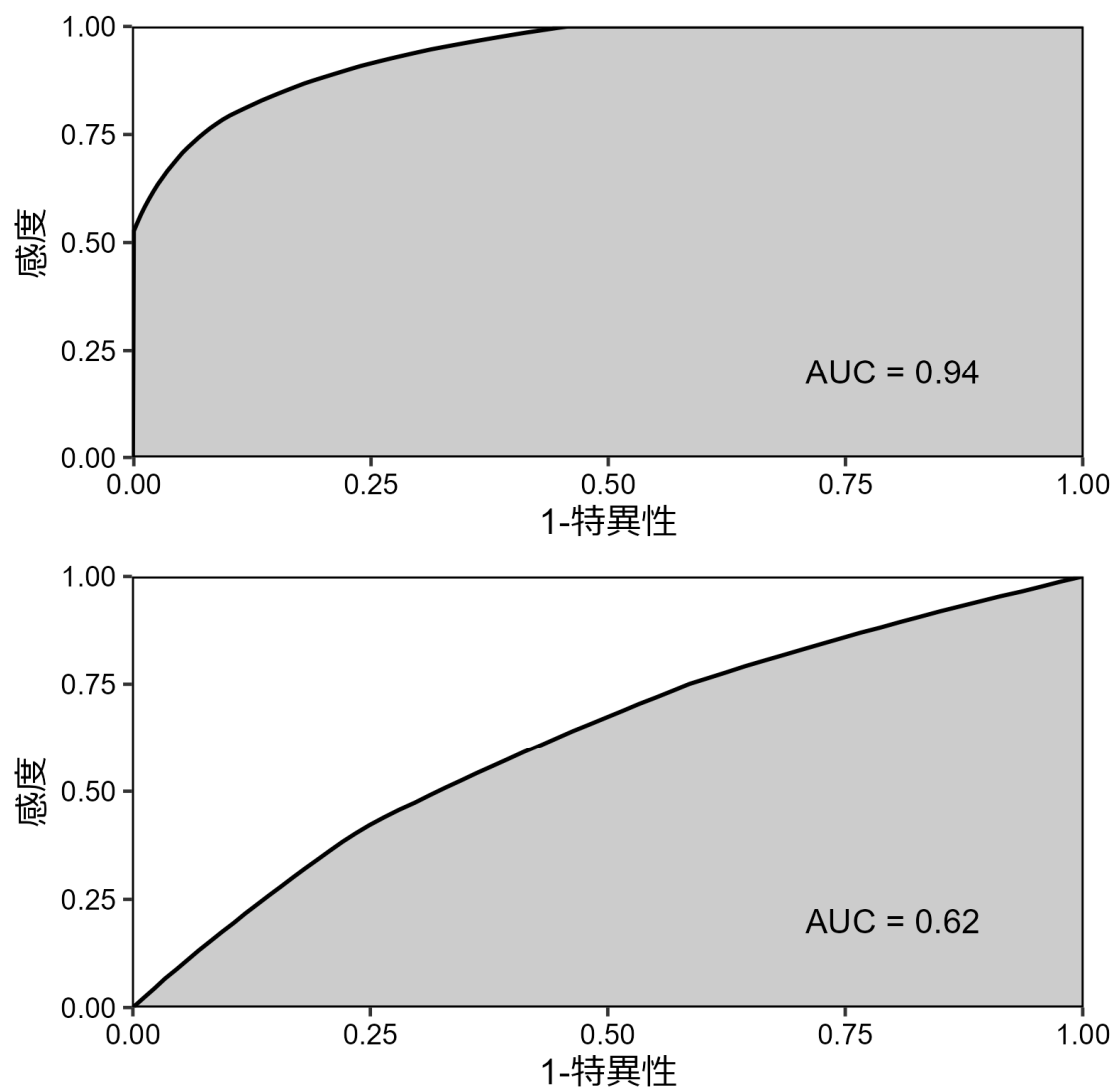


補足図 5. シナリオ 2 における季節ごとの狙い頻度の年変化（上）および季節ごと種ごとの有漁確率の年変化（上）



補足図 6. シナリオ 2 におけるモデル残差

狙いを含む GLM (Model 1) および狙いを考慮しない GLM (Model 2) についての年及び季節に対する逸脱度残差を示す。



補足図 7. シナリオ 2 における ROC 曲線

狙いを含む GLM (Model 1) および狙いを考慮しない GLM (Model 2) について示す。



補足図 8. シナリオ 2 におけるモデル推定値

狙いを含む GLM (Model 1) および狙いを考慮しない GLM (Model 2) について有漁確率の年変化を季節別 (1~3) および狙い別 (0~1) に示す。ここで P1 (赤線) は真値であり、PRED1 (青線) はモデルの推定値。

補足表 1. 各シナリオにおける設定

	シナリオ 1	シナリオ 2	説明
パラメータ	高頻度・狙い 狙いの分離	低頻度・混獲 狙いの重複	
狙い確率			
m	0	-2	年効果の切片
n	0.1	-0.1	年効果の傾き
γ_2	(0.5,0,-0.5)	(0.5,0,-0.5)	季節効果
有漁確率			
a	(0,1)	(-1,0)	年効果の切片
b	(0.1,-0.01)	(0.1,-0.01)	年効果の傾き
$\beta_{1,2}$	(0.5,0,-0.5)	(0.5,0,-0.5)	種 1 の季節効果
$\beta_{2,2}$	(0.5,-0.5,0)	(0.5,-0.5,0)	種 2 の季節効果
$\beta_{1,3}$	(0,1)	(0,1)	種 1 の狙い効果
$\beta_{2,3}$	(1,0)	(1,0)	種 2 の狙い効果