

令和 5（2023）年度マガレイ北海道北部系群
沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）の CPUE 標準化について

概要

データ	北海道沖合底びき網漁業漁獲成績報告書（月別・漁区別・船別データ）
対象	1 網あたりのマガレイ漁獲量（kg／網）。観察不可能な「狙い」情報を抽出するためレコードごとに漁獲物に占める各魚種の割合を平方根変換した値の主成分分析を実施し、得られた主成分スコアを狙い効果の説明変数としてモデルに入れた。
データの利用可能な期間	1980～2022 年漁期（7 月～翌年 6 月）
標準化に使用した期間	2000～2022 年漁期
データの抽出	全レコードのうちオコック沿岸および北海道日本海における本資源を漁獲対象とする主要な根拠地である稚内、枝幸、小樽のかけまわし漁法のデータのうち、水深の上位 90 パーセント（274m 以浅）を抽出した（13,595 レコード、202,619 操業）。1999 年漁期以前のデータは、道総研が実施している 1 歳魚の資源量調査結果からは解釈できない CPUE トレンドとなるためデータから除外している。
使用した統計ソフト・パッケージ	R（ver. 4.3.0）にて <code>prcomp</code> （ <code>pca</code> ）、 <code>nFactors</code> （ <code>Scree test</code> ）、 <code>mgcv</code> （ <code>gam</code> ）、 <code>DHRMa</code> （ <code>qq-plot</code> ） <code>gridExtra</code> （組み合わせ計算用グリッドの作成）、 <code>tidyverse</code> （作図およびデータ集計）、 <code>marmap</code> （海図作成）、 <code>ggplot2</code> （作図）を使用。
統計モデル	一般化加法モデル、Direct principal component モデル
フルモデルの説明変数	【CPUE を応答変数とした一般化加法モデル】 フルモデルの説明変数は以下の通り； （カテゴリーカル）漁期年、四半期、馬力階級、根拠地 （スプライン）太平洋十年規模振動指数、第 1 主成分スコア [†] 、第 2 主成分スコア [†] 、水深、緯度経度 （交互作用）根拠地と漁期年、根拠地と四半期 （誤差構造）Tweedie (Compound Poisson-gamma) 分布を仮定 [†] Direct principal component (DPC) モデルによる狙いの説明変数
最終モデルの選択方法	Type-III ANOVA、AIC、5-fold cross-validation
選択された説明変数	（カテゴリーカル）漁期年、四半期、馬力階級 （連続変数）第 1 主成分スコア、第 2 主成分スコア、水深、緯度経度 （交互作用）根拠地と漁期年、根拠地と四半期
年トレンドの抽出方法	組み合わせ計算（Expand grid）から推定された CPUE を漁期年毎に集計した平均値を標準化 CPUE とした。
信頼区間の計算方法	ブートストラップ法による 1000 回データリサンプリングと最終モデルによる標準化 CPUE の反復計算。リサンプリングによって作成されたデータセットによる DPC の再計算は実施していない
標準化の結果	狙いや根拠地による操業戦略の違いを考慮した標準化モデルを構築することが出来た。ノミナル CPUE との違いは 2008 年漁期および 2016 年漁期以降で大きくなった。得られた標準化

	CPUE はこれらの漁業の影響を除いたマガレイ資源量の年変化に関する情報を表現していると考えられる。
--	--

1. 背景

マガレイ北海道北部系群の沿岸漁業と沖底漁業（以下、沖底）のデータが揃う 1985 年漁期以降の漁獲量は、1995 年にピークの 4,229 トンを記録したが、その後は長期的に減少して 2022 年漁期は 1,167 トンとピーク時の約 3 割まで落ち込んでいる。漁獲量の 7 割以上を占める沿岸漁業では努力量の把握が難しいが、沿岸漁業の漁業権行使数（FRA-SA2023-SC16-02）から判断すると努力量は減少傾向にある。一方、沖底は北海道沖合底びき網漁業漁獲成績報告書（以下、漁績）という形で引網回数が記録されており努力量の情報を得ることが可能である。努力量として沖底かけまわし漁法のマガレイ有漁網数を集計すると、減船等の影響を受けて 1986 年に大きく減少し、その後も長期的に減少しており 2022 年漁期はピーク時の約 1 割程度に過ぎない。本系群の資源評価では、かつては資源水準と動向を漁獲量で判断していたが、上記の通り努力量が顕著に減少していることから、2016 年の評価以降は資源の動向を沖底 CPUE によって判断している。ノミナル CPUE は増減しながら 2015 年漁期まで横ばいで推移したが、2016～2018 年漁期に大きく増加し、2019 年漁期から減少に転じた（図 1）。このような傾向の変化がどこまで資源量の変化を反映しているか適切に評価するためには、漁獲における操業パターンの影響など商業漁業の漁獲データに伴う資源量の情報以外の要因効果を補正する CPUE の標準化が必要である。

代表的な操業戦略のひとつとして各操業における「狙い」が想定される。漁業データから対象資源の「狙い」の傾向を把握する方法として、各操業の漁獲物に対象資源が占める割合（占有率）の順に年ごとに漁獲量を累積したグラフの形から狙いの有無を判断する手法がある（Biseau 1998）。本資源における各操業での占有率と累積漁獲量のグラフは、基本的に左上に凸のグラフ形状となり（図 2）、本資源が混獲魚であることが示唆される。2012 年漁期や 2022 年漁期には狙いが生じたことを示唆させる S 字型に近いグラフ形状となっていた。またデータ期間を 2000～2011 年漁期、2012～2022 年漁期に区切って根拠地別にグラフを書くと、根拠地によって、また年代によって狙いの傾向が異なることが示された（図 3）。

このような漁獲データに基づいて「狙い」を考慮した CPUE を標準化する方法として、説明変数に漁獲物組成データの主成分分析から得られる主成分スコアを、一般化加法モデル（GAM）の枠組みの中で非線形予測子として使用する Direct Principal Component（DPC）モデルがある（Winker et al. 2013）。DPC モデルでは、漁獲物組成データから狙いを抽出するため、他魚種の資源量の年トレンドから影響を受ける可能性があることや、標準化モデルの説明変数に加える主成分の次元数によって、推定値がバイアスする懸念があるが、狙いの変化しないコントロールシナリオと狙いが増加するテストシナリオの両シナリオのシミュレーションによって、資源量の年トレンドに対して DPC による標準化 CPUE が頑健であること、主成分の次元数は Optimal Coordinate solution（Raïche et al. 2013）と Kaiser-

Guttman rule（固有値が 1 以上）を組み合わせた Scree test によって選択することでバイアスが小さくなることが示されている（Winker et al. 2014）。適用された例としては、台湾近海のシイラにおける CPUE の標準化では、狙いを考慮するため、シイラを専門に狙う漁船のみにフィルタリングしたデータセットを用いた場合、データフィルタリングを行わずに狙いをカテゴリカルな説明変数とした場合、DPC モデルにより主成分スコアを説明変数とした場合で観測値と予測値の相関係数を比較し、DPC モデルによる標準化が最も相関が高くデータにフィットしていることが示されている（Chang et al. 2019）。また、海外の資源評価では、ハワイのアオチビキ（Nadon et al. 2020）、米国領サモアの底魚 9 種（Nadon et al. 2023）の CPUE 標準化に DPC が採用されている。本解析では基本的に Winker et al. (2013) および Winker et al. (2014) に従って、DPC モデルによる狙いの影響を標準化モデルで考慮した。

本資源は一般的に混獲種であることから漁獲がない操業レコード（ゼロキャッチデータ）が多く存在する。このような場合には、ゼロキャッチを適切に考慮する必要があり、国内資源では Delta 2 段階モデル（Lo et al. 1992）が採用される場合が多い（例えば、スケトウダラ太平洋系群: FRA-SA2023-SC09-02, ホッケ道北系群: FRA-SA2023-SC15-01）。しかし、Delta 2 段階モデルでは有漁確率モデルと有漁 CPUE モデルで最終的に選択される説明変数が異なる場合があることや、どの段階で有漁確率と有漁 CPUE の積をとるか、例えばそれぞれ年の平均値を算出して掛け合わせるか、説明変数に漁区があれば漁区毎に掛け合わせてから年で平均値を得るかで、最終的に得られる標準化 CPUE の年トレンドが異なるなどの問題がある。そこで本資源では、Shono (2008) によってゼロキャッチデータが多い場合の CPUE 標準化に適用が提案された Tweedie モデル（別名 Compound Poisson-Gamma 分布モデル）を採用した。Tweedie 分布（Peter and Gordon 2005）は、パワーパラメータ（冪乗パラメータ）が $1 < p < 2$ を取る場合にポアソン-ガンマの混合分布となり、観測値がゼロに mass point を持ち正の部分で絶対連続となる確率分布である（庄野 2008）。CPUE 標準化において Tweedie モデルは、目的変数に CPUE の連続変数を用いてゼロデータをモデリングに加えることが可能である。Tweedie モデルはこれまでも CPUE の標準化に採用された実績がある（例えば、マジランアイナメ: Candy 2004, クロカジキ: Humberto et al. 2011, ヨシキリザメとアオザメ: Rui et al. 2013, クロマグロ: Tsukahara & Sakai 2017）。なお、DPC モデルによる CPUE 標準化のシミュレーションによる検証も Tweedie モデルを前提としている（Winker et al. 2014）。

上記の他、根拠地による操業戦略の影響を考慮するために「根拠地」を、漁船の馬力による影響を考慮するために「馬力階級」を、空間的な影響を考慮するために報告漁区中央の「緯度経度」および「水深」を、季節による影響を考慮するために「四半期」を、気候変動による漁場形成に対する影響を考慮するため「太平洋十年規模振動（PDO）指数」を説明変数の候補として検討した。また、水深によるデータのフィルタリング条件に関する感度分析および Tweedie モデルと Delta 2 段階モデルの比較をおこない、これらの違いによる CPUE 標準化への影響を検討した。

2. 方法

解析には北海道を根拠とする沖合底びき網漁業のかけまわし漁法での漁績を用いた。漁績では、月別・漁区別・船別の解像度で漁獲重量が概ね種別で記録されている。昨年度の CPUE 標準化に関する検討において、2000 年以降とそれ以前の本資源を取り巻く商業漁業の実態には違いが大きいと考えられ標準化によってその影響を取り除くことが困難であったため、本解析では 2000 年以降のデータのみを対象とした。本解析では、操業戦略の違いを考慮するために根拠地を説明変数に加えている。北海道北部の日本海およびオホーツク海で現在まで継続的に操業しているかけまわし船の根拠地は、稚内、枝幸、紋別、網走および小樽の 5 箇所であるが、紋別と網走ではマガレイを漁獲していない年があるなど漁獲量が年によって大きく変動し、全体の漁獲量に占める割合もごくわずかであることから、標準化の計算上で大きなバイアスになる恐れがあるため、紋別と網走を根拠地とするレコードをデータセットから除外した。空間情報として緯度経度および水深を説明変数に加えている。昨年度おこなった検討の結果として、本資源の沿岸浅海域を主要な生息域とする生物学的特徴から解釈できない沖合の水深が深い漁区で高い CPUE が推定された。この原因は、漁績には 1 回の航海で操業した複数の漁区のうちのひとつだけが代表漁区として記録されることで、実際に本資源を漁獲した位置とは遠く離れた位置情報が記録されることがあるためと考えられた。そこでこのような影響を除去するため、マガレイの有漁操業レコードの水深における下側 10% (水深 274m 以深) は本資源を漁獲した漁区から遠い漁区が報告されているレコードと見なしてデータセットから除外した (図 4)。以上によって、本資源の動向に大きく関係すると考えられる 13,595 レコード、202,619 操業にデータをフィルタリングした。フィルタリングによって水深 274m 以深の沖合の操業データが除外されたが、極端に特定の海域でデータが欠落することは無かった (図 5)。また、本資源の主要な生息域から外れたデータが除外されたことによって、有漁割合は全体的に上昇し (図 6) た。一方、ノミナル CPUE は概ねトレンドに変化はなかったものの、2018 年漁期は減少、2022 年漁期は増加した (図 1)。これは、2018 年漁期に紋別を根拠地とするデータで CPUE が大きく増加していること、2022 年漁期に枝幸を根拠地とするデータで CPUE が大きく増加したのに対し他の根拠地では減少していることによる影響であると考えられた。

本解析では漁獲物組成データの主成分分析から得られた連続的な主成分スコアを一般化加法モデル (GAM) の枠組みの中で非線形予測子として使用する DPC モデルを採用することで「狙い」効果の標準化を試みた。DPC モデルでは、各レコードにおける漁獲物全体の重量に占める各魚種の漁獲量を平方根変換した数値について主成分分析を行う。得られた主成分スコアは連続変数として各レコードに割り当てられ、GAM の非線形予測子として使用される。漁獲物における複数魚種の CPUE は「狙い」に加えてその魚種の「豊度」に関する情報を含むため、各魚種の漁獲重量の「絶対値」ではなく「割合」を使用することで「豊度」の影響が軽減される。また、漁獲が少ない魚種の情報を保存するために「割合」を平方根変換することで、「豊度」の影響をより軽減できると考えられている (Winker et al. 2013)。本解析では、最終的なデータセットにおいて総漁獲量が本資源を超える魚種とし

てスケトウダラ、マダラ、ホッケ、イカナゴ、ソウハチおよびマガレイを狙いの候補として主成分分析をおこなった。

本資源のフィルタリング後のデータにおける有漁割合は 0.23～0.66 で推移しており（図 6）、ゼロキャッチデータが多く含まれる。本解析では目的変数に CPUE の連続変数を用いる Tweedie モデルを採用した。説明変数の候補には漁期年（FY）、四半期（Quarter）、馬力階級（HP_class）、根拠地（Base）をカテゴリカル変数として、狙い（PC1）および（PC2）、緯度経度（Lat:Lon）水深（Dep）、太平洋十年規模振動指数（PDO）を連続変数のスプラインとして、根拠地と漁期年（Base:FY）、根拠地と四半期（Base:Quarter）をカテゴリカル変数の交互作用項とした。ここで四半期は 1：7～9 月、2：10～12 月、3：1～3 月、および 4：4～6 月の 4 カテゴリ、馬力階級は 3 カテゴリ、根拠地は 10：稚内、11：枝幸、31：小樽の 3 カテゴリである。

フルモデル

応答変数：CPUE

説明変数：FY、Quarter、HP_class、Base、PC1*、PC2*、Lat:Lon*、Dep*、PDO*、Base:FY、Base:Quarter（*平滑化スプライン）

リンク関数：log

確率分布：Tweedie 分布

冪乗パラメータ p：1.01～1.99 の範囲からモデル内で推定

GAM による解析は、R（ver.4.3.0）にて mgcv パッケージを用いて実施した。説明変数の選択は Type-III ANOVA、AIC および 5-fold cross-validation によって行った。標準化 CPUE は、組み合わせ計算法によって各グリッドにおいて推定された CPUE を漁期年ごとの平均値として求めた。組み合わせ計算における主成分スコアのグリッド設定では、DPC による狙い効果の外れ値の推定結果に及ぼす影響を軽減するため、主成分スコアの上下 1 パーセント値を除外した 98%区間を 6 等分にした。同じく太平洋十年規模振動指数のグリッド設定では最大値と最小値の間を 6 等分に、空間情報のグリッド設定ではデータ期間中に一度でも操業が行われた漁区中央の緯度経度および水深を使用した。パラメータ推定と説明変数の不確実性を評価するためブートストラップ法による 1,000 回反復のデータリサンプリングを実施し、最終標準化モデルによる標準化 CPUE を算出することで 95 %の信頼区間を推定した。

3. 結果と考察

3.1. 狙いについて

DPC の結果から得られた第 1 主成分の因子負荷量はスケトウダラとマダラで正の相関を、ニシンとイカナゴでは正の小さな相関を、ホッケ・ソウハチ・マガレイで負の相関が見ら

れたことから、ホッケ・カレイ類狙い、スケトウダラ・マダラ狙い、およびイカナゴ狙いの操業戦略の違いを表現していると考えられる（図 7）。第 2 主成分はスケトウダラ・ホッケと負の相関を、マダラ・ニシン・ソウハチ・マガレイと正の相関を示したことから、スケトウ・ホッケ狙い、マダラ・カレイ類狙いの操業戦略の違いを表現していると考えられる。固有値の Scree test の結果では、各種成分の固有値を結ぶ線分の角度に明瞭な差がないため主成分の選択は出来なかった（図 8）が、前述の通り第 1 主成分における因子負荷量ではホッケ・ソウハチ・マガレイが共に負の相関を示し、第 2 主成分の因子負荷量はホッケで負の相関を、ソウハチとマガレイでは正の相関を示すことから、第 2 主成分まで使用することで、本資源の狙いを考慮できると判断した。

主成分スコアの算術平均から得た年トレンドを、オホーツク海と日本海の海域別で示した（図 9）。第 1 主成分において、日本海はオホーツク海に較べて常に低い値で推移した。また、オホーツク海では 2004 年漁期以降増加傾向で推移した。この推移は、日本海では漁獲不振や自主規制および TAC の影響によってスケトウダラの漁獲量が 1993 年頃から減少傾向にあることと、オホーツク海では 2006 年頃からスケトウダラの漁獲量が増加傾向となっていることと整合しており、スケトウダラの狙い操業の変化をモデル化することが出来たと考えられる。第 2 主成分は、日本海で 2016 年漁期に増加し 2020 年漁期に減少した。小樽機船の聞き取り調査から、2016 年頃はソウハチを狙って漁獲していた年代であること、および 2019 年末以来 COVID-19 の影響によってソウハチの需要が減少して漁獲を制限しているという情報が得られており、これは第 2 主成分の推移と整合する情報である。ソウハチとマガレイが多く漁獲される季節と漁区は一部で重複することが小樽機船への聞き取り調査で明らかになっていることから、ホッケとカレイ類を狙った操業戦略の変化をモデル化することが出来たと考えられる。オホーツク海では 2014～2016 年漁期に増加して、2017 から減少に転じている。オホーツク海では 2010 年代前半のホッケの漁獲不振、中盤からはマダラの漁獲増加、後半から 2020 年代にはスケトウダラの漁獲増加が生じており、これらの効果が複合的に作用している状況であると考えられた。以上のように、全体的な主成分スコアの年トレンドの変化は、スケトウダラやホッケおよびカレイ類を狙った操業戦略の変化をよく示しており、日本海とオホーツク海における状況の違いも表現されている。また、各レコードの主成分スコアに基づく散布図（図 10）から、各レコードのプロットは連続的であり、各レコードを狙いのカテゴリに分類することは困難であると考えられることから、第 2 主成分までの主成分スコアを「狙い」を説明する非線形の説明変数として CPUE の標準化モデルに採用することが妥当であると判断した。

3.2. 説明変数の選択とモデル診断

フルモデルの Type-III ANOVA 検定の結果、全説明変数が有意であった（表 1）。AIC による総当たりのモデル選択をおこなった結果、AIC が最も小さいモデルはフルモデルとなり、このフルモデルと AIC の差が 100 未満となったのは馬力階級（HP_class）または太平洋十

年規模振動指数（PDO）、およびこの両説明変数を除いたモデルであった（表 2）。このうち、PDO のみを説明変数から除いたモデル 4 は令和 4（2022）年度の資源評価で採用した CPUE の標準化モデルとおなじ説明変数の組み合わせである。これらのモデルの汎化性能を比較するため 5-fold cross-validation（5 分割交差検証）をおこなった。全データセットをランダムに 5 分割し、そのうち 4 つを学習データとしてモデルを構築し、残りのひとつを試験データとしてモデルを評価した（表 3）。モデルから予測される CPUE と実際に観察された CPUE の RMSE を算出したところ、モデル間の差は小さいものの PDO を説明変数から除いたモデル 4 で RMSE の平均値が最小となり汎化性能の高さが示された（表 4）。モデル 4 の Type-III ANOVA 検定の結果、全ての説明変数が有意であったことから（表 5）、このモデルを最終モデルとした。

最終モデル

応答変数：CPUE

説明変数：FY、Quarter、HP_class、Base、PC1*、PC2*、Lat:Lon*、Dep*、Base:FY、Base:Quarter（*平滑化スプライン）

リンク関数：log

Tweedie 分布の冪乗パラメータ p ：1.515

図 11 に冪乗パラメータ（ p ）と対数尤度の関係を示した。本モデルでは、最尤推定値に対応する冪乗パラメータの値は 1.515 と推定された。QQ プロットではモデルにより推定された予測値の分布と観測値の分布の間に大きな乖離は認められなかったが、残差ヒストグラムは負に偏る特徴を示した（図 12）。これは、観測値が 0（ゼロキャッチ）のデータに対してモデルから予測される値が正になる場合があるためで（Shono 2008）、Tweedie モデルを適用した場合の特徴であると考えられた。最終モデルの各説明変数に対する残差プロットでは、レベルによる傾向はみられないものの、全体的に中央値がマイナスに偏る傾向を示した（図 13）。これも上記と同様にゼロキャッチのデータに対してモデルから予測される値が正になる場合がある Tweedie モデルの特徴と考えられた。推定パラメータの要約は付属資料として本資料末尾に掲載した。漁期年以外の説明変数で推定されたパラメータの効果を図 14 に示した。最終モデルの残差説明度（Deviance explained）は 71.2%であった。

3.3. 標準化 CPUE

組み合わせ計算（Expand grid）から推定された CPUE を漁期年の平均値を得ることで標準化 CPUE の年トレンドを得た（図 15）。標準化した 2022 年漁期の CPUE は 33.2 kg/網で、2021 年漁期の 31.2 kg/網の約 106%に増加した。昨年度の資源評価で用いた標準化 CPUE とそれぞれの平均値で規格化して比較すると、2 つの CPUE のトレンドはよく一致し、2002 年漁期、2007 年漁期および 2016 年漁期に CPUE が大きく増加している（図 16）。道総研中央水産試験場・稚内水産試験場・網走水産試験場（以下、道総研）が実施している VPA に

よる資源量の推定結果においても、これらの時期は資源量が増加した時期と推定されており（中央水産試験場・稚内水産試験場・網走水産試験場 印刷中）、CPUE と VPA は共によく似た資源量トレンドを示していると考えられる。

フィルタリング後のノミナル CPUE と標準化 CPUE の地理的分布を比較すると、ノミナル CPUE ではスポット的に枝幸の沖に CPUE が高い漁区が存在するが（図 17）、この漁区は夏季に枝幸根拠船がマガレイを狙って操業する漁区であることがアンケート調査からわかっている。一方、標準化 CPUE では利礼周辺の北側から稚内ノース場、イース場、枝幸前浜、雄武沖にかけての水深 200m 以浅の広範囲で CPUE が高く予測され、努力量の不均一性によるバイアスが補正された結果として考えられる。ブートストラップ法によるデータリサンプリングから推定された 95 %信頼区間は、標準化 CPUE とよく似たトレンドを示したが、2022 年漁期において信頼区間が広がり推定の不確実性が高くなっていることが示された（図 18）。

本解析では、マガレイを対象とした漁業情報の抽出のために水深によるデータフィルタリングを実施している。具体的には、有漁データのうち水深の下側 10 パーセンタイル（水深 274m 以深）は実際に漁獲された漁区とは異なる水深が深い漁区が報告されていると見なして解析から除外している。この設定によって標準化 CPUE がどの程度変化するか把握するため、上記をベースケースとして、下側 5 パーセンタイル（水深 295m 以深）と 20 パーセンタイル（水深 166m 以深）を除外したデータセットによる感度分析を実施した。標準化モデルは全てフルモデルから PDO の説明変数を除いたモデル 4 とした。CPUE のトレンドはベースケースと概ね一致したが、ベースケースに較べて 2019 年漁期の CPUE は 295m で除外したケースでは高く、166m で除外したケースでは低くなったが、その値はベースケースの 106% から 95% に相当し差は小さいと考えられた（図 19）。標準化 CPUE の地理的な分布においても顕著な違いは認められなかったことから（図 20）、水深によるフィルタリングの基準を 5～20 パーセンタイルに変化させても、CPUE のトレンドに大きな影響はないと考えられる。

本資源はゼロキャッチデータが占める割合が多いことから、Tweedie モデルを採用した CPUE の標準化を実施しているが、ゼロキャッチデータが多いデータセットを取り扱う場合には Delta 2 段階モデルもよく用いられる。Tweedie モデルと Delta 2 段階モデルを比較するため、5 分割交差検証による汎化性能の比較（表 6）と各モデルから算出される標準化 CPUE の年トレンドについて感度分析を実施した。Delta 2 段階モデルにおける有漁確率モデルは有漁確率を目的変数とする二項分布とし、有漁 CPUE モデルは対数変換した CPUE を目的変数として正規分布を仮定した Delta-lognormal と、CPUE を目的変数として Gamma 分布を仮定して対数リンクとした Delta-gamma の 2 種類を検討した。説明変数は有漁確率モデルと CPUE モデルともに Tweedie モデルと同じモデル 4 とした。RMSE の平均値において、最小の値を示したのは Delta-gamma モデルであったが、次点の Tweedie モデルとの差はごく僅かであった（表 7）。Delta-lognormal モデルでは全てのシナリオにおいて最大の RMSE を示した。汎化性能という点では僅かに Delta-gamma モデルが Tweedie モデルを上回

る結果となった。算出された標準化 CPUE の年トレンドは概ね似たトレンドを示したが、2021 年漁期から 2022 年漁期にかけて Tweedie モデルでは微増で推移したのに対して、Delta 2 段階モデルでは大きな増加を示した点で相違があった（図 21）。道総研が実施している 1 歳魚の資源量調査（中央水産試験場・稚内水産試験場・網走水産試験場 印刷中）からは 2022 年漁期に良好な加入は期待されない。その他にも 2022 年漁期に資源量が大きく増加するような情報がないことから、2022 年漁期に CPUE が大きく増加することの解釈は難しい状況である。また、Delta 2 段階モデルでは年トレンドを抽出する際に、有漁確率と有漁 CPUE の漁期年の平均値を算出してから積を取った場合（-y）と、各グリッドで有漁確率と有漁 CPUE の積を取ってから漁期年の平均値を算出した場合（-g）でも差があり、どちらの計算方法を採用するべきか客観的な判断が必要となる。商業漁業データは 1 レコードあたりの努力量の差が大きいことが一般的であるが、CPUE 標準化において努力量が不均質なデータの場合は Tweedie モデルに較べて Delta 2 段階モデルでは推定が過大にバイアスすることが示されている（Lecomte et al. 2013）。また、Delta 2 段階モデルでは有漁確率と CPUE のふたつのモデルがあるため推定値の積をとるタイミングによって得られる年トレンドは異なるが、Tweedie モデルでは 1 つのモデルでゼロキャッチも考慮した CPUE 標準化の計算が可能である。

本解析によって、狙いや根拠地による操業戦略の違い、ゼロキャッチデータを考慮した標準化モデルを構築することが出来たと考えられ、得られた標準化 CPUE はこれらの影響を除いたマガレイ資源量の年変化に関する情報を表現していると考えられる。特に 2007 年漁期および 2016 年漁期以降においてノミナル CPUE と標準化 CPUE の差が大きくなった。この標準化 CPUE の年トレンドは、道総研（中央水産試験場・稚内水産試験場・網走水産試験場 印刷中）が VPA によって推定した資源量の 2000 年以降のトレンドと似た傾向を示している。性質の異なるデータソースから計算されたふたつの資源量指標値が類似したトレンドを示すことは、これらの解析が真の資源量トレンドに近い推定になっているためと考えられる。

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.
- Candy, SG. (2004) Modeling catch and effort data using generalized linear models, the Tweedie distribution, random vessel effects and random stratum-by-year effects. *CCAMLR Science* 11, 59–80.
- 中央水産試験場・稚内水産試験場・網走水産試験場 (印刷中) マガレイ (石狩湾以北日本海～オホーツク海海域). 2023 年度北海道周辺海域における主要魚種の資源評価書, 北海道立総合研究機構水産研究本部, 1–13.
- Humberto, GH., Fabio, H., Paulo, T. (2011) Standardized CPUE series of Blue marlin caught by Brazilian tuna longline fisheries in the southwestern Atlantic Ocean (1980-2008). *Sci. Pap.*

- ICCAT., Vol. 66.
- Lecomte, JB., Benoît, HP., Ancelet, S., Etienne, MP., Bel, L., Parent, E., (2013) Compound Poisson-gamma to handle zero-inflated continuous data under a variable sampling volume. *Methods in Ecology and Evolution*, 4, 1159–1166.
- Lo, NCLD., Jacobson, LD., Squire, JL., (1992) Indices of relative abundance from fish spotter data based on Delta-Lognormal models. *Canadian Journal of Fish and Aquatic Science*, 49, 2515–2526.
- Mantua, NJ., Hare, SR. (2002) The pacific decadal oscillation. *Journal of Oceanography*, 58, 35–44.
- Nadon, MO., Sculley, M., Carvalho, F., (2020) Stock assessment of Uku (*Aprion virescens*) in Hawaii, 2020. U.S. Dept. of Commerce, NOAA Technical Memorandum NOAA-TM-NMFS-PIFSC-100, 120 p. doi:10.25923/57nb-8138.
- Nadon, MO., Oshima, MC., Bohaboy, EC., Carvalho, F., (2023) Stock assessment of American Samoa bottomfishes, 2023. U.S. Dept. of Commerce, NOAA Technical Memorandum NMFS-PIFSC-143, 239 p. doi:10.25923/0sd-9a69.
- Peter, KD., Gordon, KS. (2005) Series evaluation of Tweedie exponential dispersion model densities. *Statistics and Computing*, 93, 154–162.
- Raïche, R., TA. Walls, D. Magis, M. Riopel, JG. Blais (2013) Non-graphical solutions for Cattell's scree test. *Methodology*, 9, 23–29.
- Rui, C., Miguel, NS., Pedro, GL. (2013) Standardized CPUE series for blue and shortfin mako sharks caught by the Portuguese pelagic longline fishery in the Indian ocean, between 1999 and 2012. IOTC–2013–WPEB09–22
- Shono, H. (2008) Application of the Tweedie distribution to zero-catch data in CPUE analysis. *Fish. Res.*, 93, 154–162.
- 庄野 宏 (2008) 統計モデルとデータマイニング手法の水産資源解析への応用. 水産総合研究センター研究報告, 22, 1–85.
- Tsukahara, Y., Sakai, O. (2017) Geographical characteristics of CPUE for Pacific bluefin tuna caught by Japanese coastal longliners. *ISC/17/PBFWG-1*, 4, 1–11.
- Winker, H., SE. Kerwath, CG. Attwood (2013) Comparison of two approaches to standardize catch-per-unit-effort for targeting behaviour in a multispecies hand-line fishery. *Fish. Res.*, 139, 118–131.
- Winker, H., SE. Kerwath, CG. Attwood (2014) Proof of concept for novel procedure to standardize multispecies catch and effort data. *Fish. Res.*, 155, 149–159.

(執筆：千葉 悟、佐藤隆太、森田昌子、境 磨、濱津友紀)

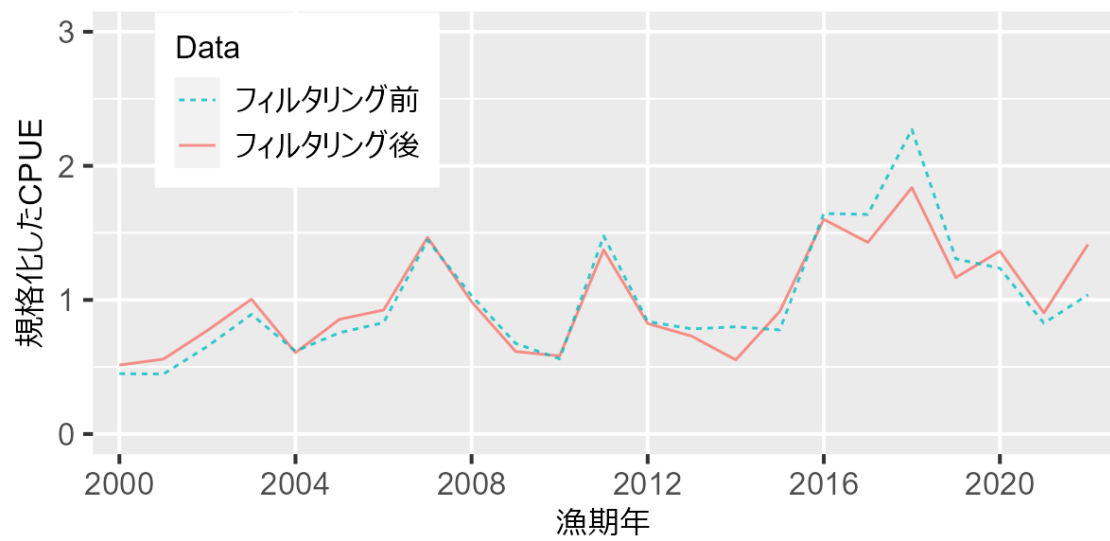


図 1. 北海道北部の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）でのノミナル CPUE の推移

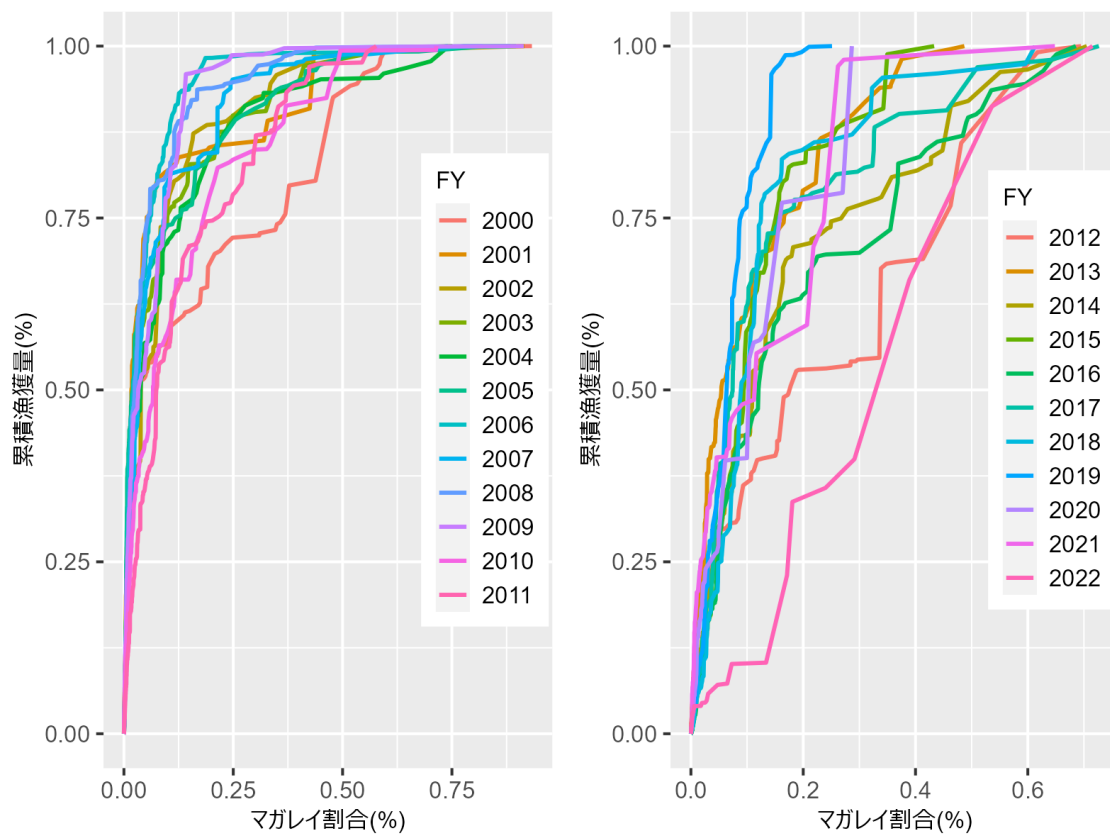


図 2. 北海道北部の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）について Biseau（1998）の手法による各年のマガレイの漁獲傾向（狙い）の判別

各操業の漁獲物に対象資源が占める割合（占有率）の順に年ごとに漁獲量を累積した。グラフ形状が左上に凸であるほど混獲魚種である傾向が強く、右下に凸であるほど多獲魚種である傾向が強いと考えられている。

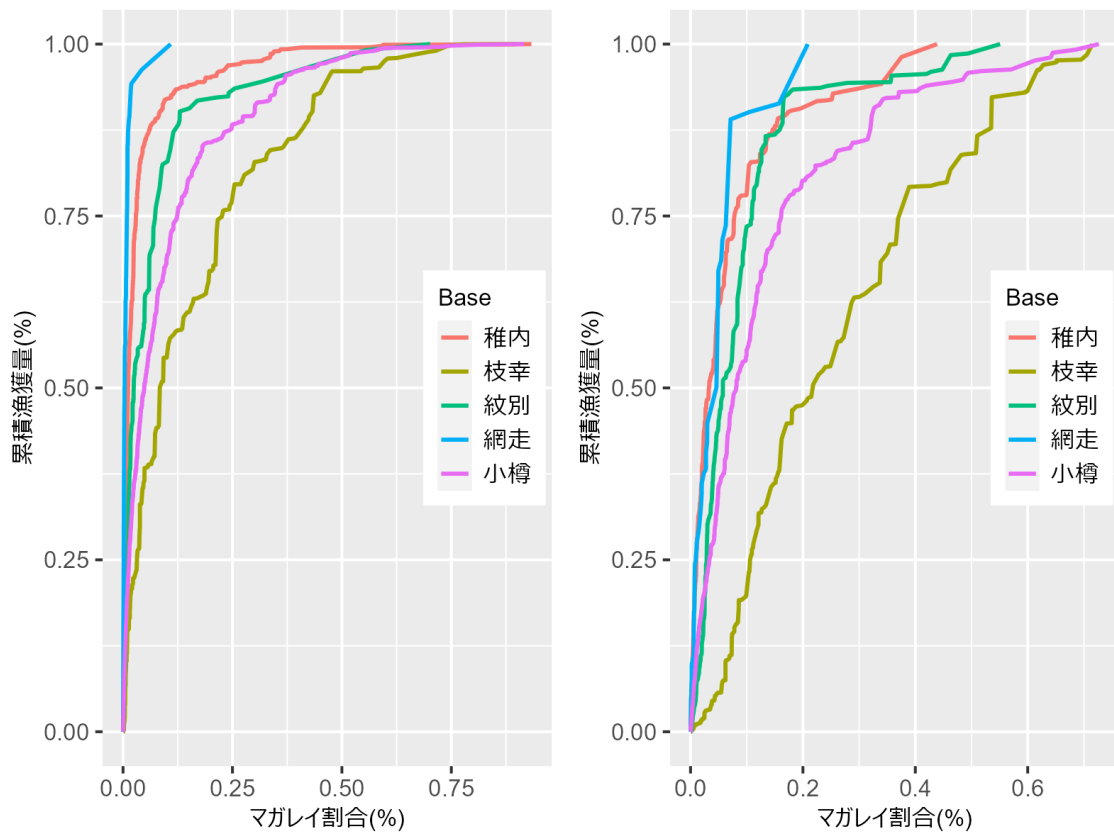


図 3. 北海道北部の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）について根拠地別に Biseau (1998) の手法によるマガレイの漁獲傾向（狙い）の判別
2000～2011 漁期年（左列）、2012～2022 年漁期（右列）。

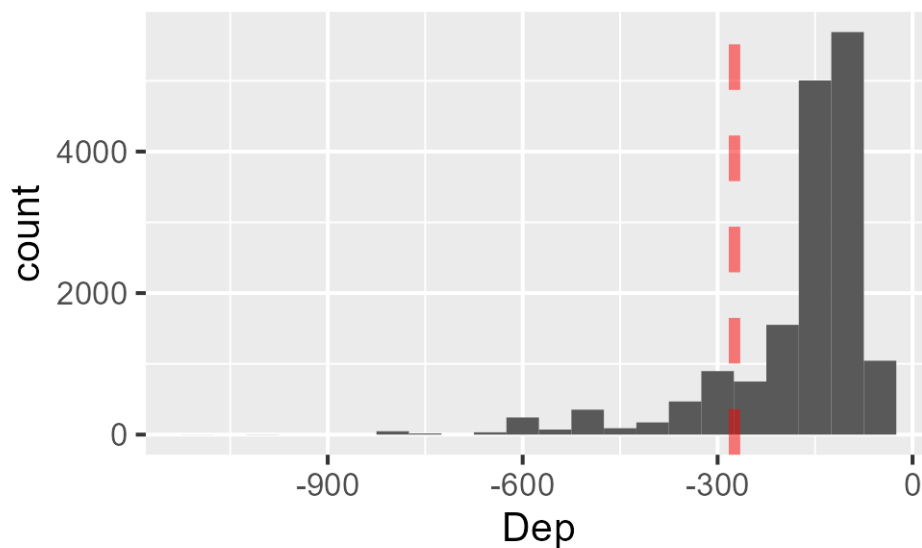
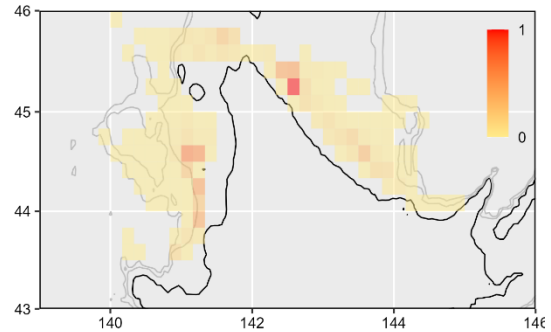
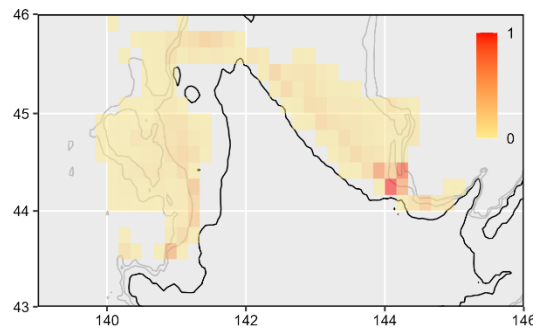


図 4. 北海道北部の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）の稚内・枝幸・小樽根拠船によるマガレイ有漁レコードの水深別頻度分布
赤破線で示した水深 274m 以深のデータを以降の計算から除外した。

A) フィルタリング前



B) フィルタリング後

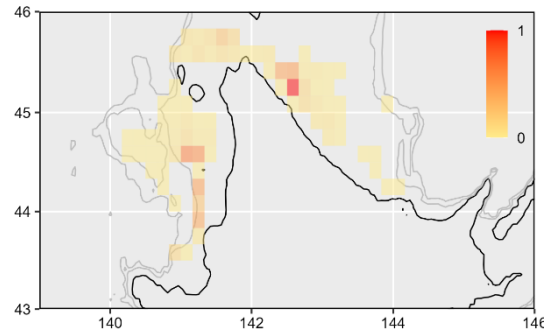
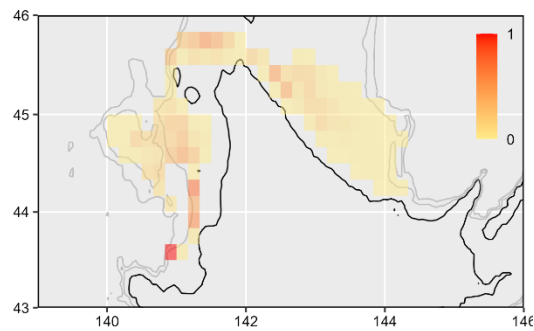


図 5. 北海道北部の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）の漁区別のマガレイの漁獲努力量（左列）および漁獲量（右列）

フィルタリング前（A：上段）と根拠地と水深でフィルタリングした後（B：下段）の比較。最大値を1としてスケーリングしてある。等深線は200mと400m。

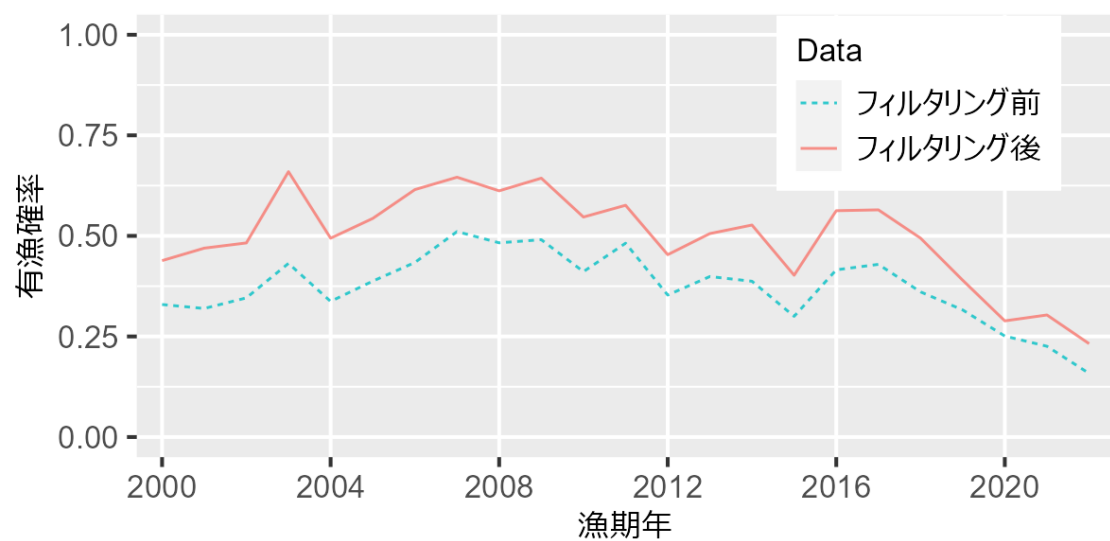


図 6. 北海道北部の沖合底びき網漁業（かけまわし漁法）での有漁割合の推移

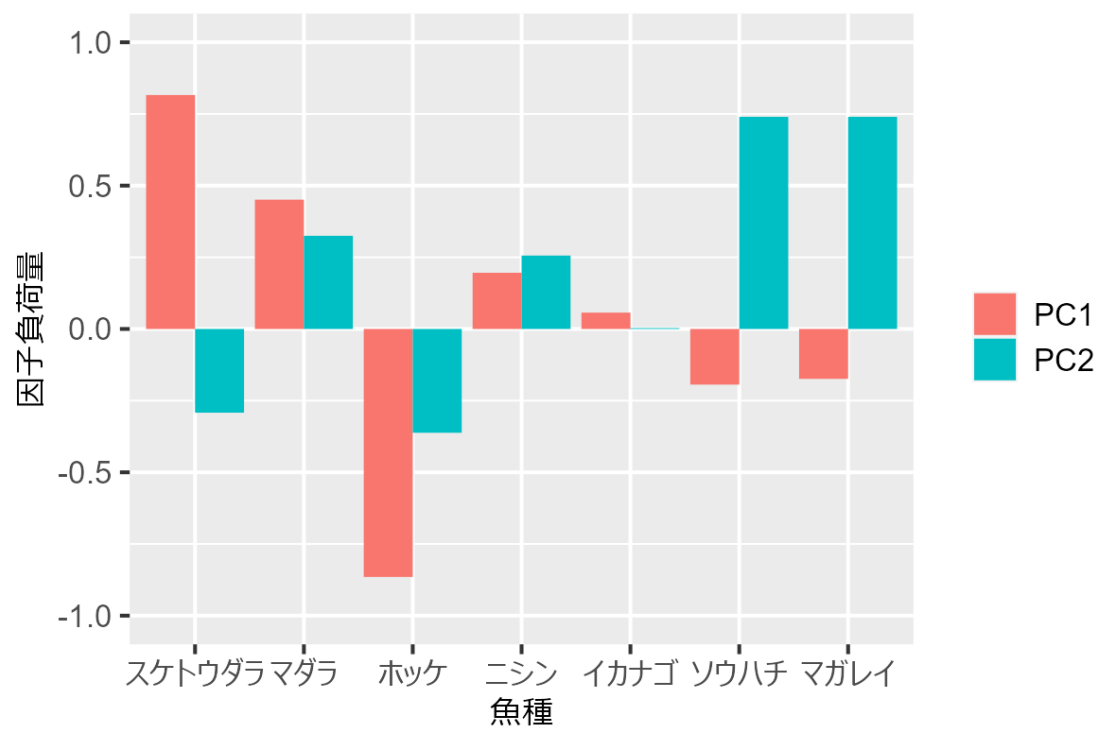


図 7. 漁獲物組成の主成分分析による因子負荷量

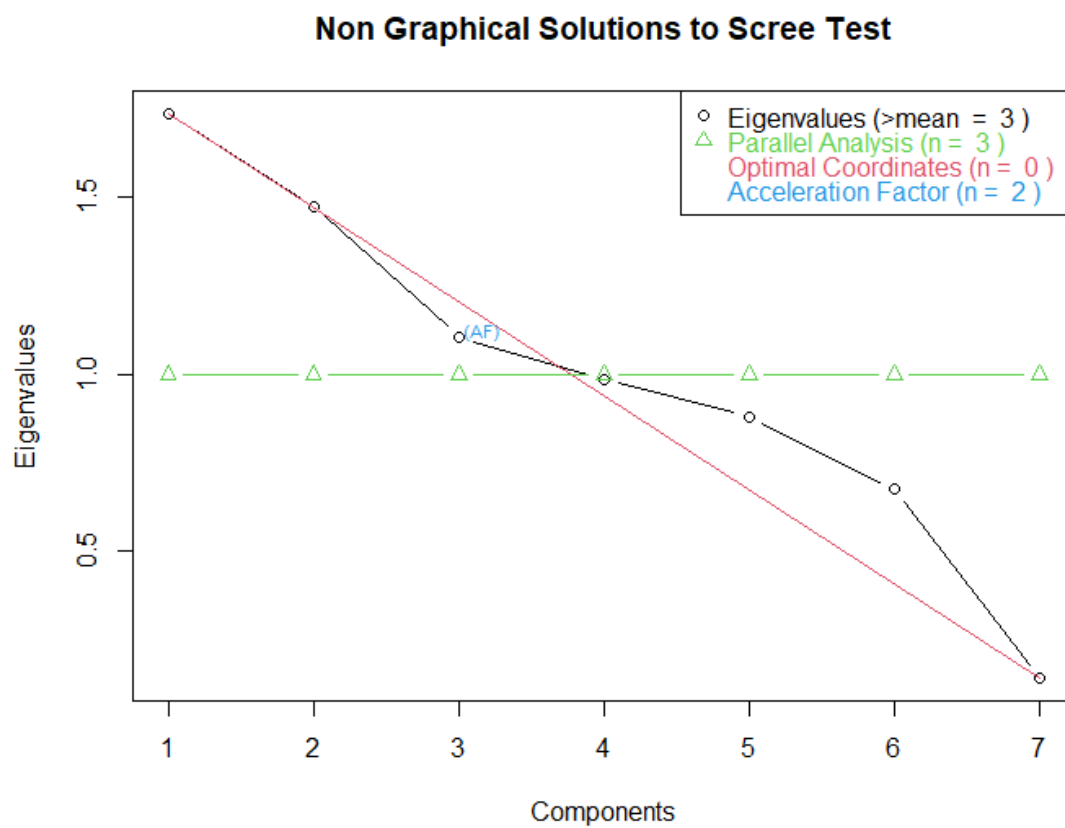


図 8. 漁獲物組成の主成分分析による固有値の Scree plot の結果

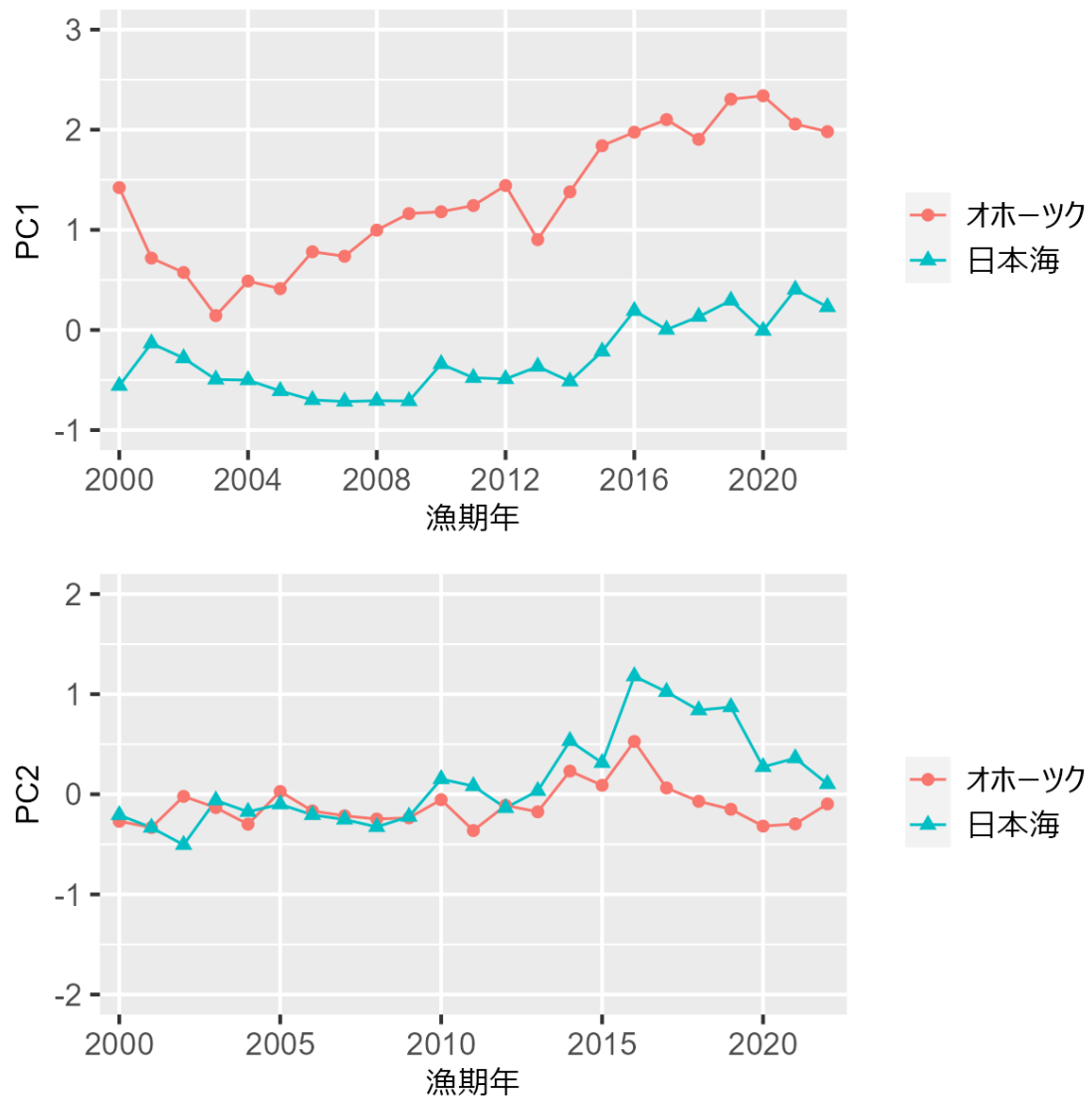


図 9. 中海区別主成分スコアの年トレンド

第 1 主成分スコア（上段）、第 2 主成分スコア（下段）。

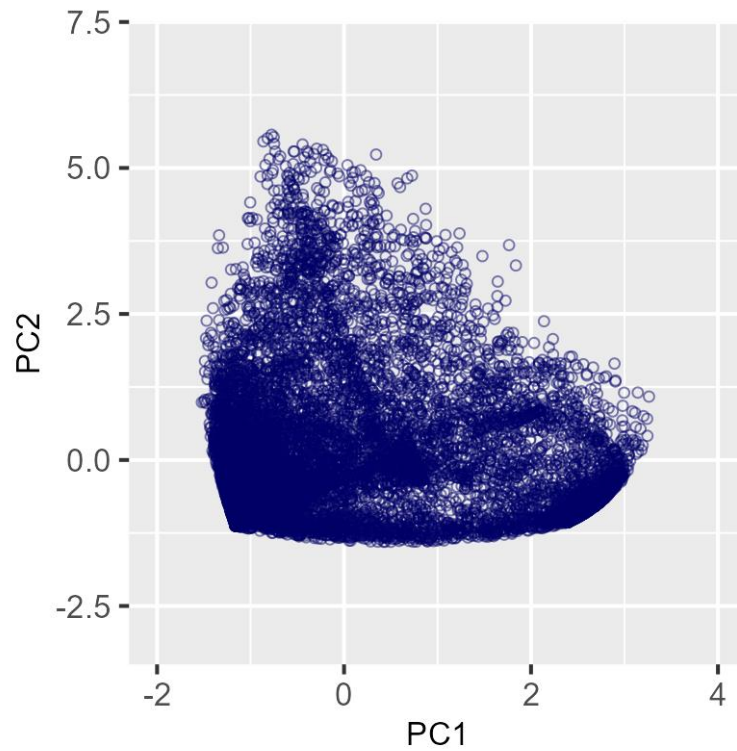


図 10. 各レコードにおける漁獲物組成の主成分分析による主成分スコアの散布図

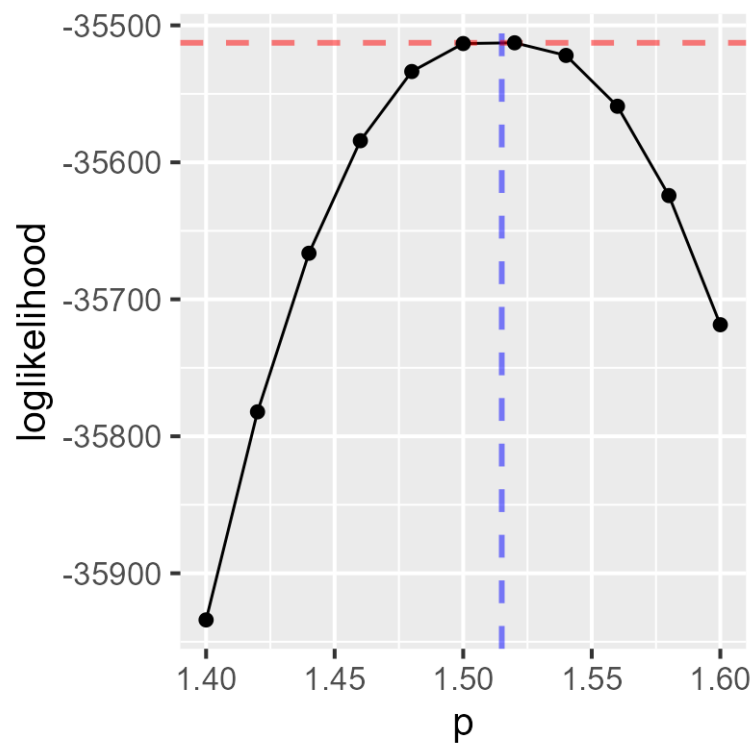
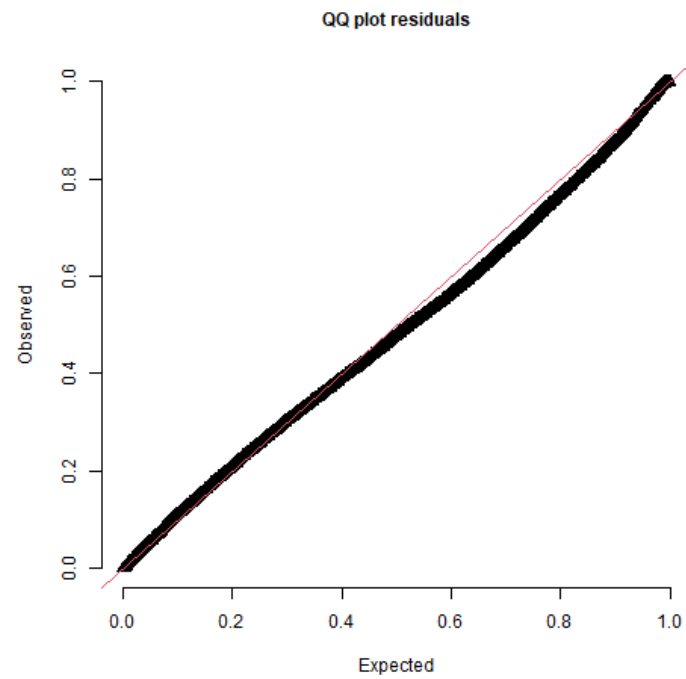


図 11. Tweedie モデルにおける冪乗パラメータ (p) と対数尤度

赤の破線は対数尤度の最大値、青の破線は対数尤度が最大となる冪乗パラメータ。

A)



B)

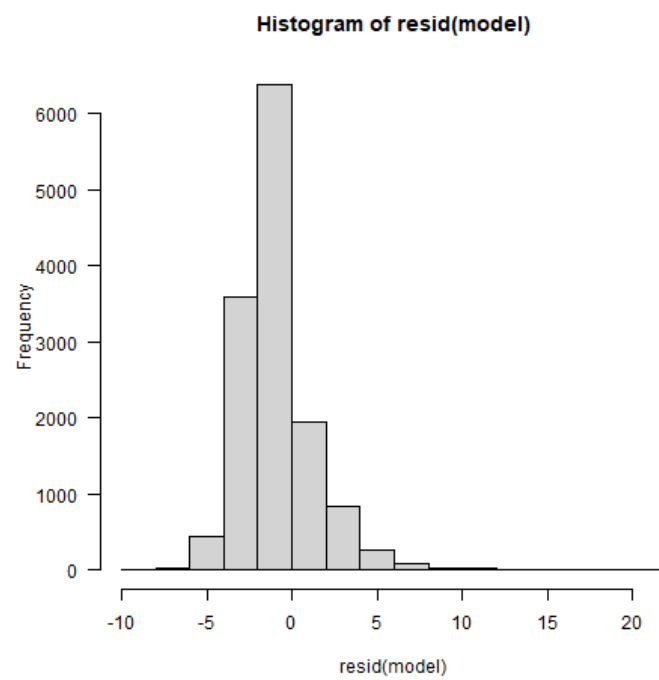
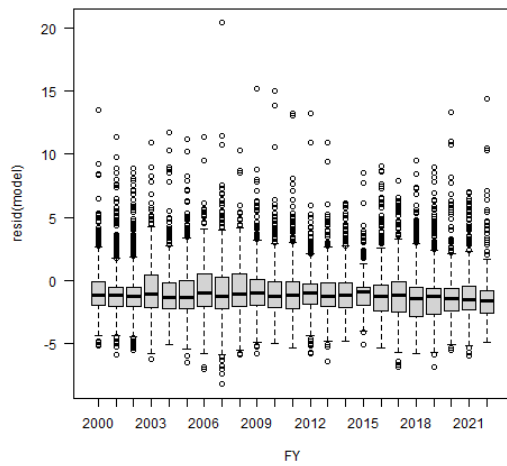
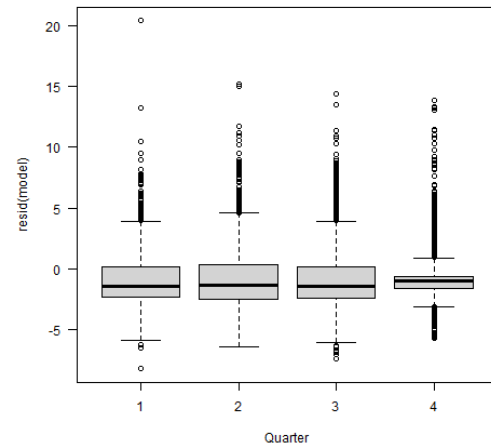


図 12. 最終モデルの QQ プロット (A) と残差のヒストグラム (B)

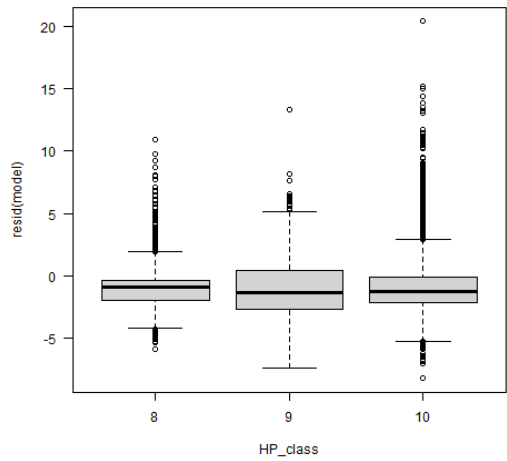
A) 漁期年



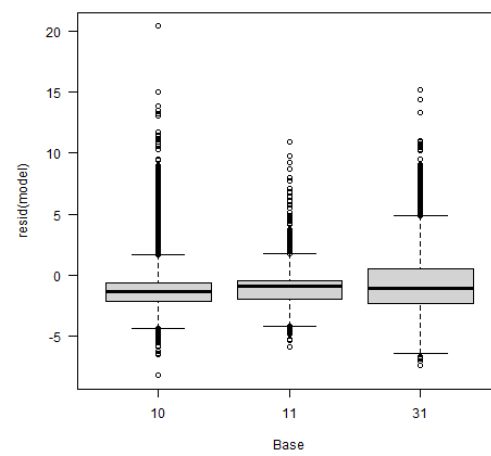
B) 四半期



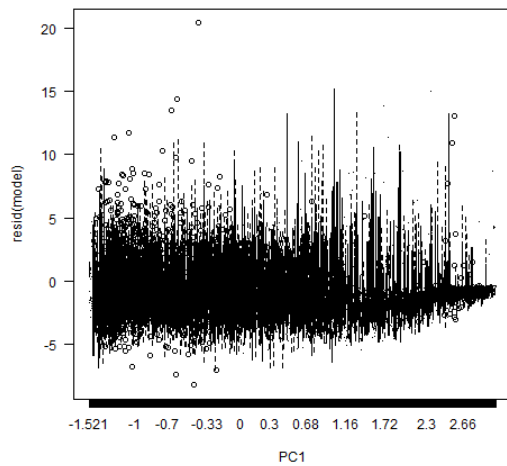
C) 馬力階級



D) 根拠地



E) PC1



F) PC2

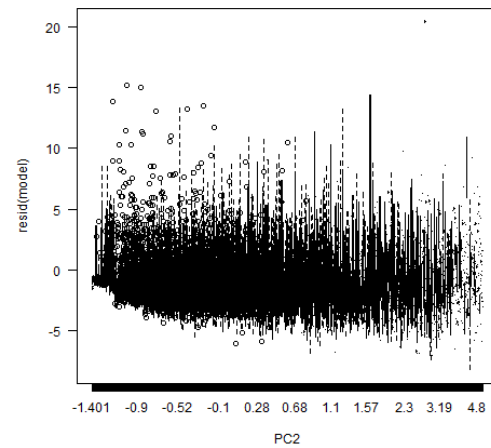
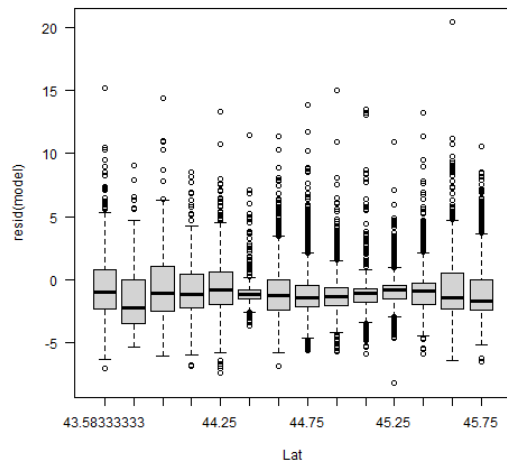
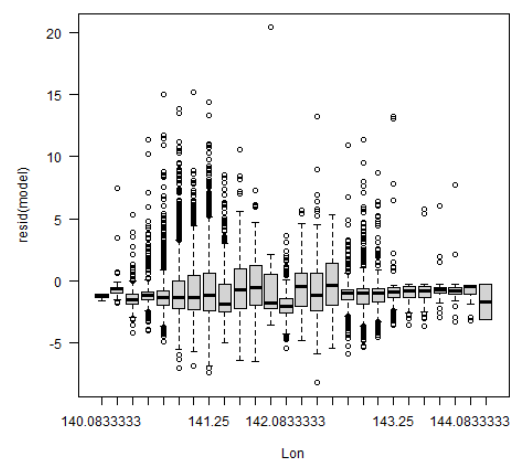


図 13a. 最終モデルにおける各説明変数の残差プロット

G) 緯度



H) 経度



I) 水深

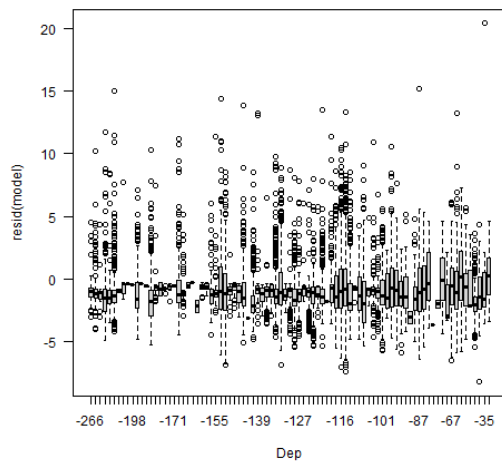


図 13b. 最終モデルにおける各説明変数の残差プロット (つづき)

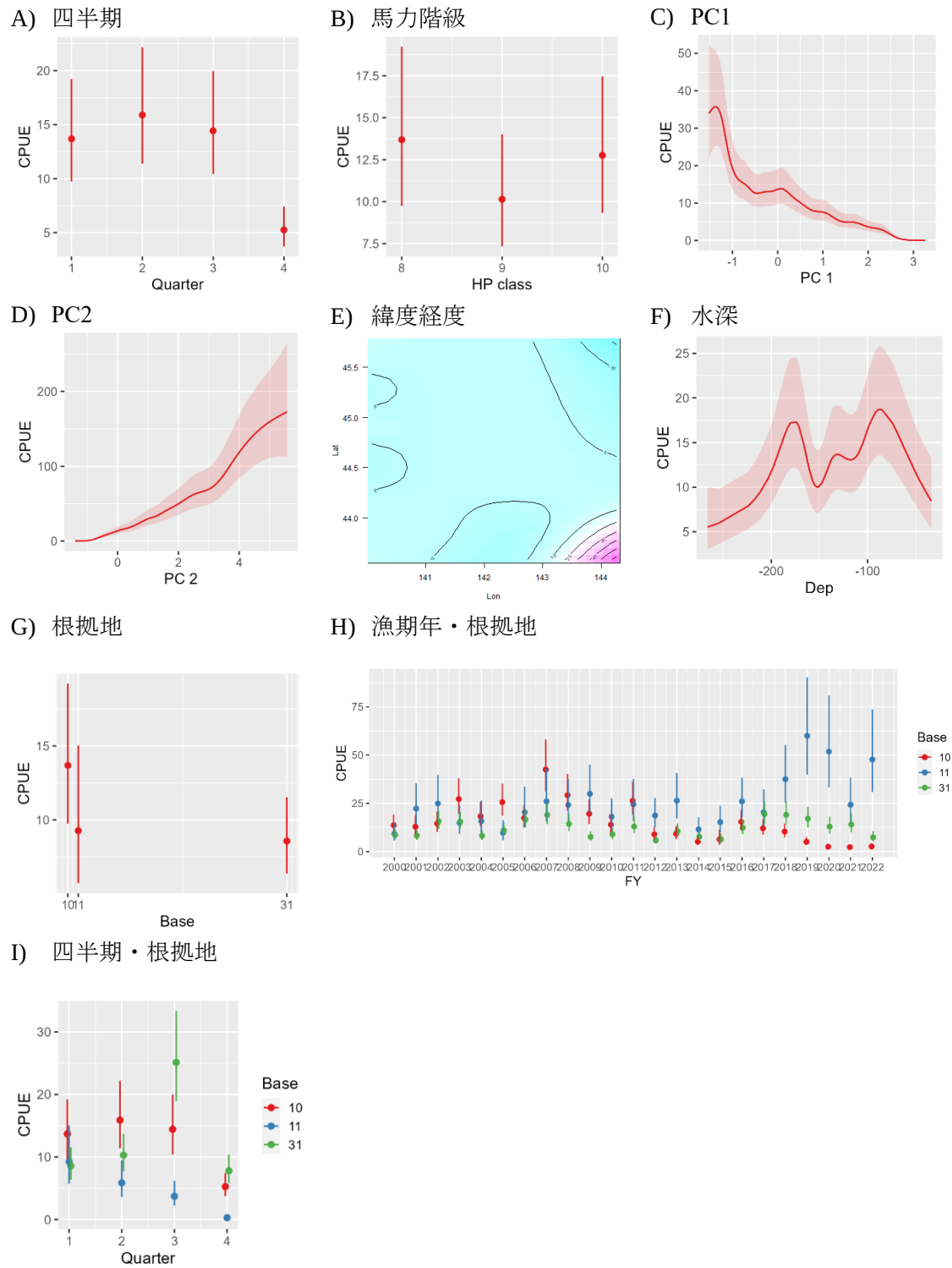


図 14. 最終モデルにおける各説明変数で推定されたパラメータの効果

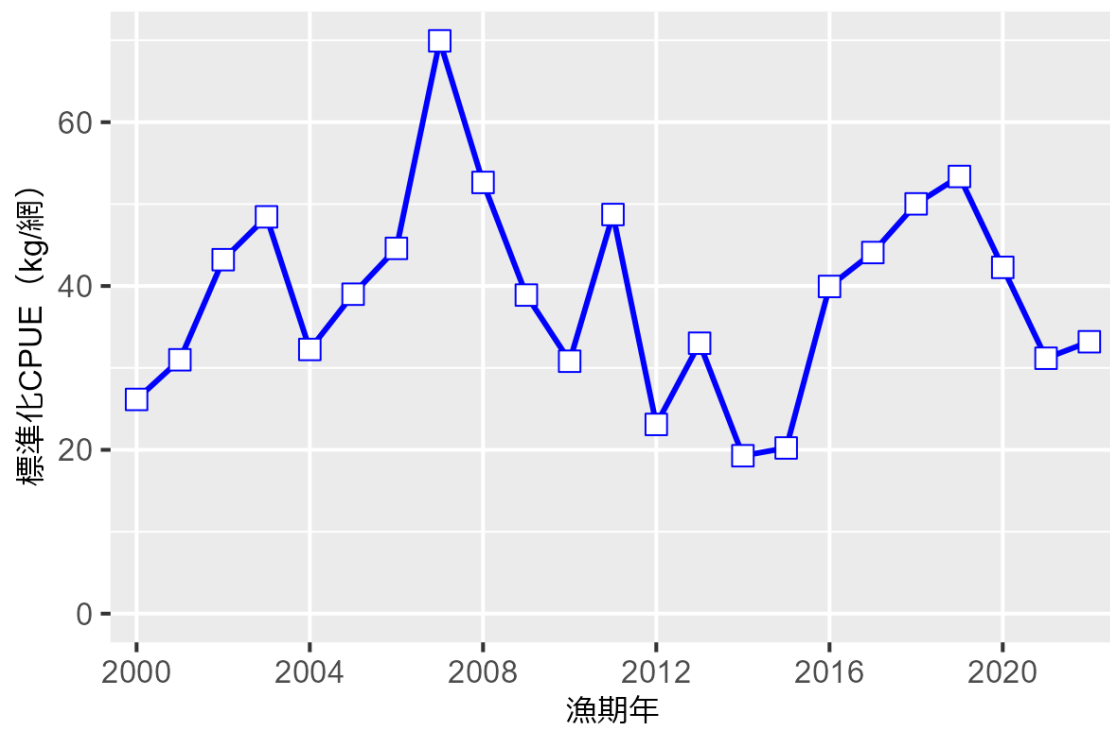


図 15. マガレイ北海道北部系群の標準化 CPUE

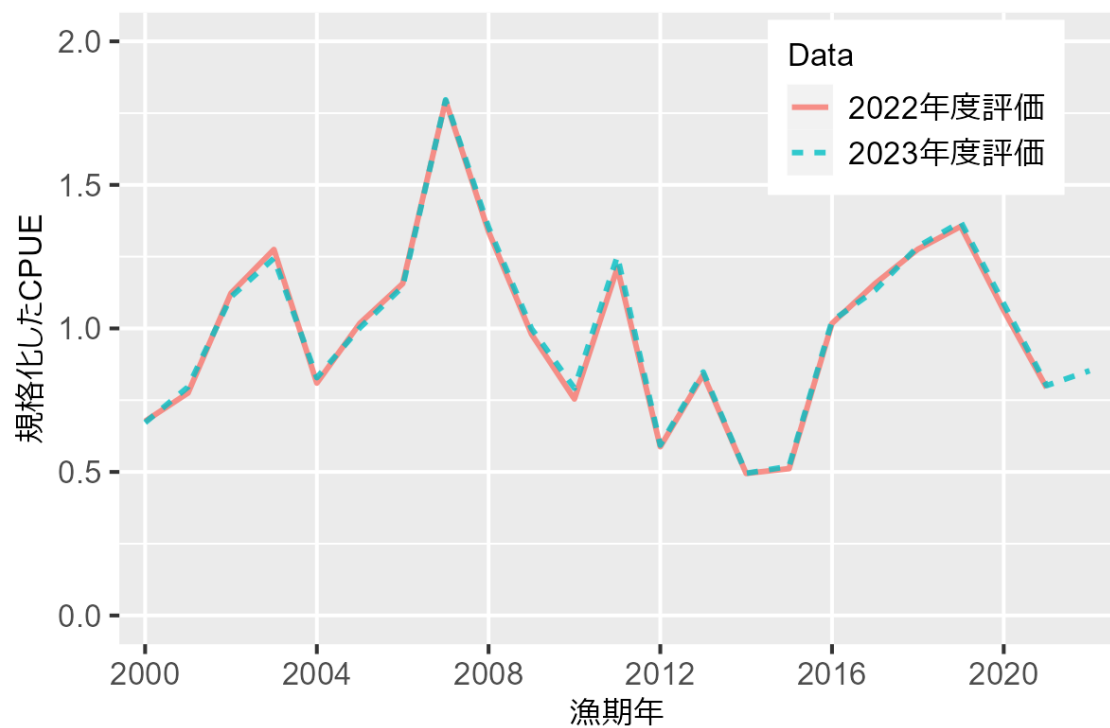


図 16. それぞれの平均値で規格化した昨年度と今年度の標準化 CPUE

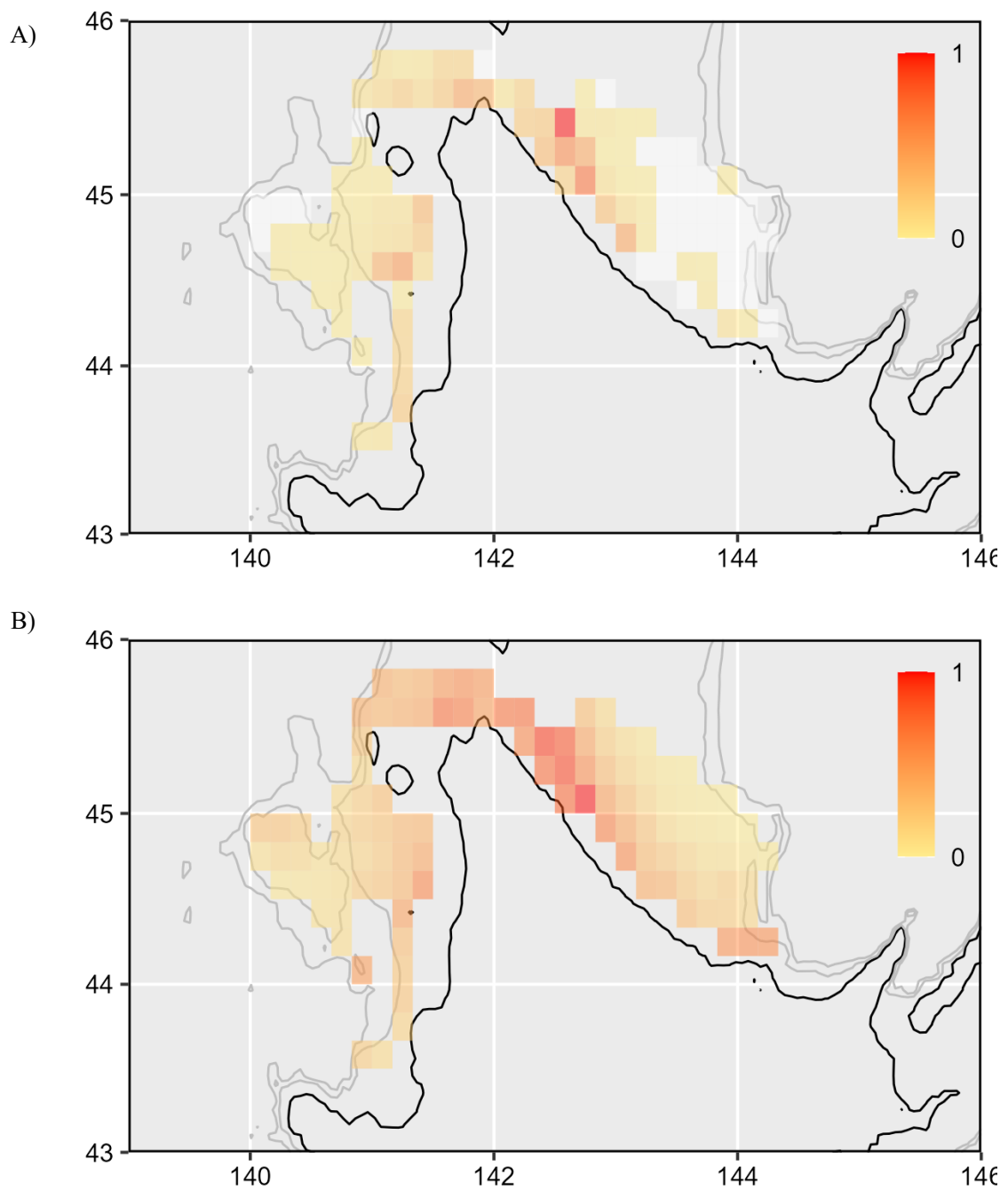


図 17. フィルタリング後のノミナル (A) と標準化 (B) した CPUE の地理的分布
CPUE は最大値を 1 にスケールしている。等深線は 200m と 400m

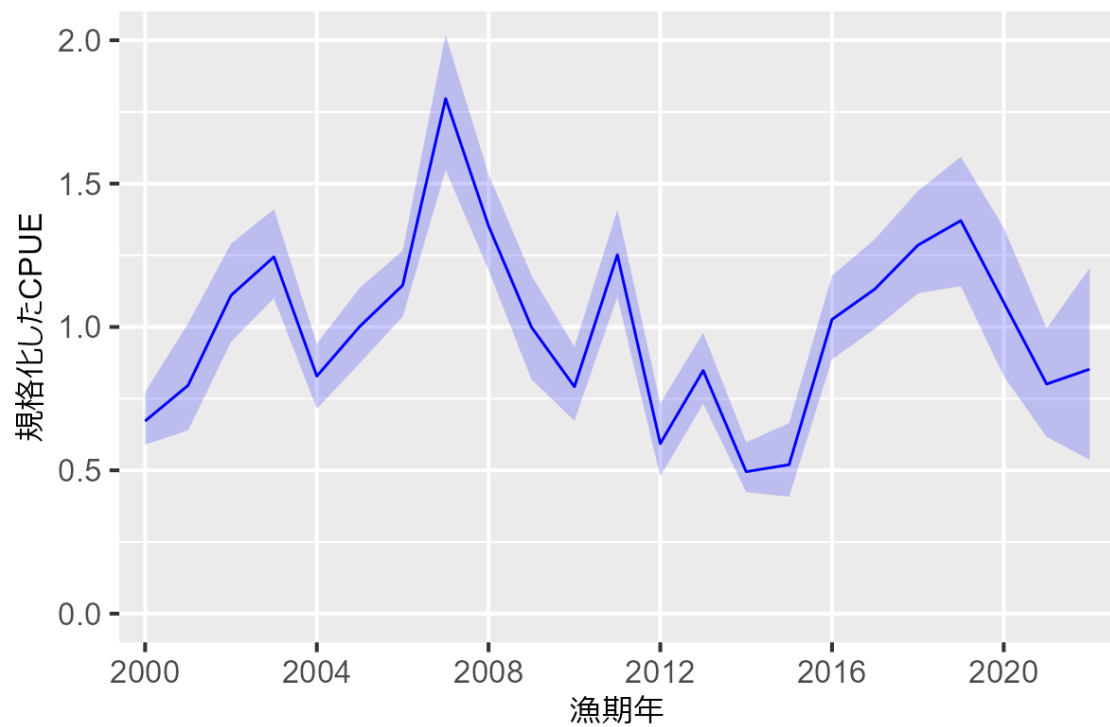


図 18. 標準化 CPUE (実線) と 95 %信頼区間 (塗り)

信頼区間はブートストラップ法によるデータリサンプリングと最終モデルによる標準化 CPUE の 1,000 回の反復計算で求めた

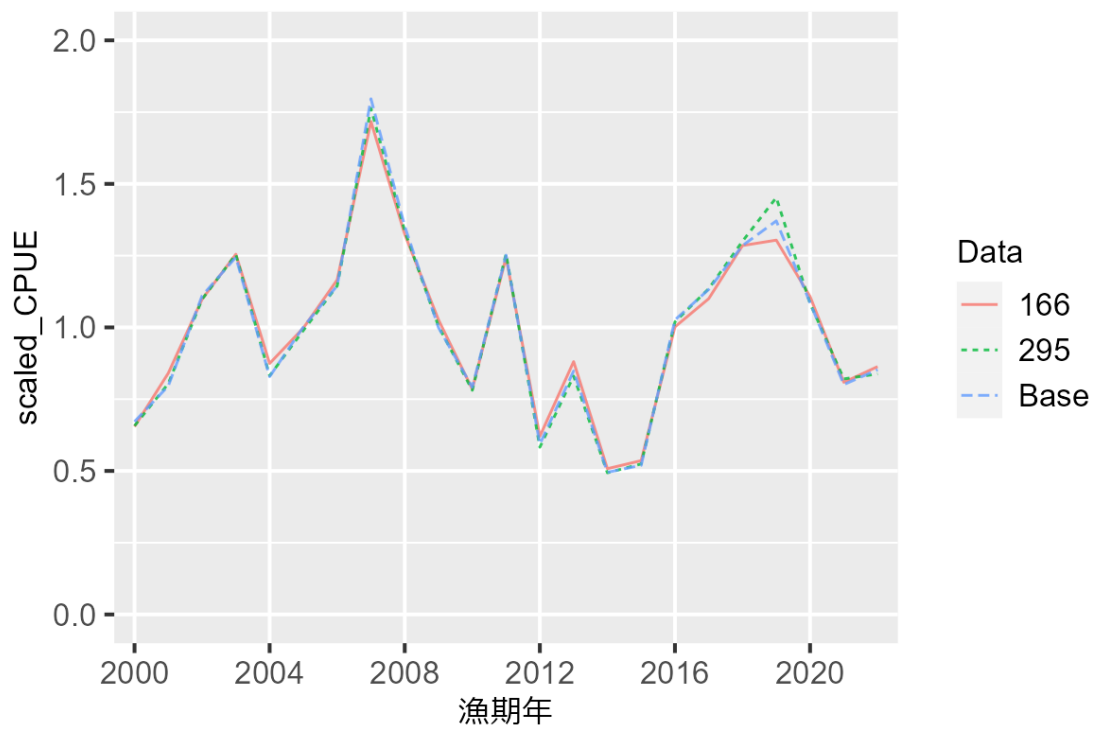


図 19. 水深によるフィルタリングの違いによる標準化 CPUE の比較

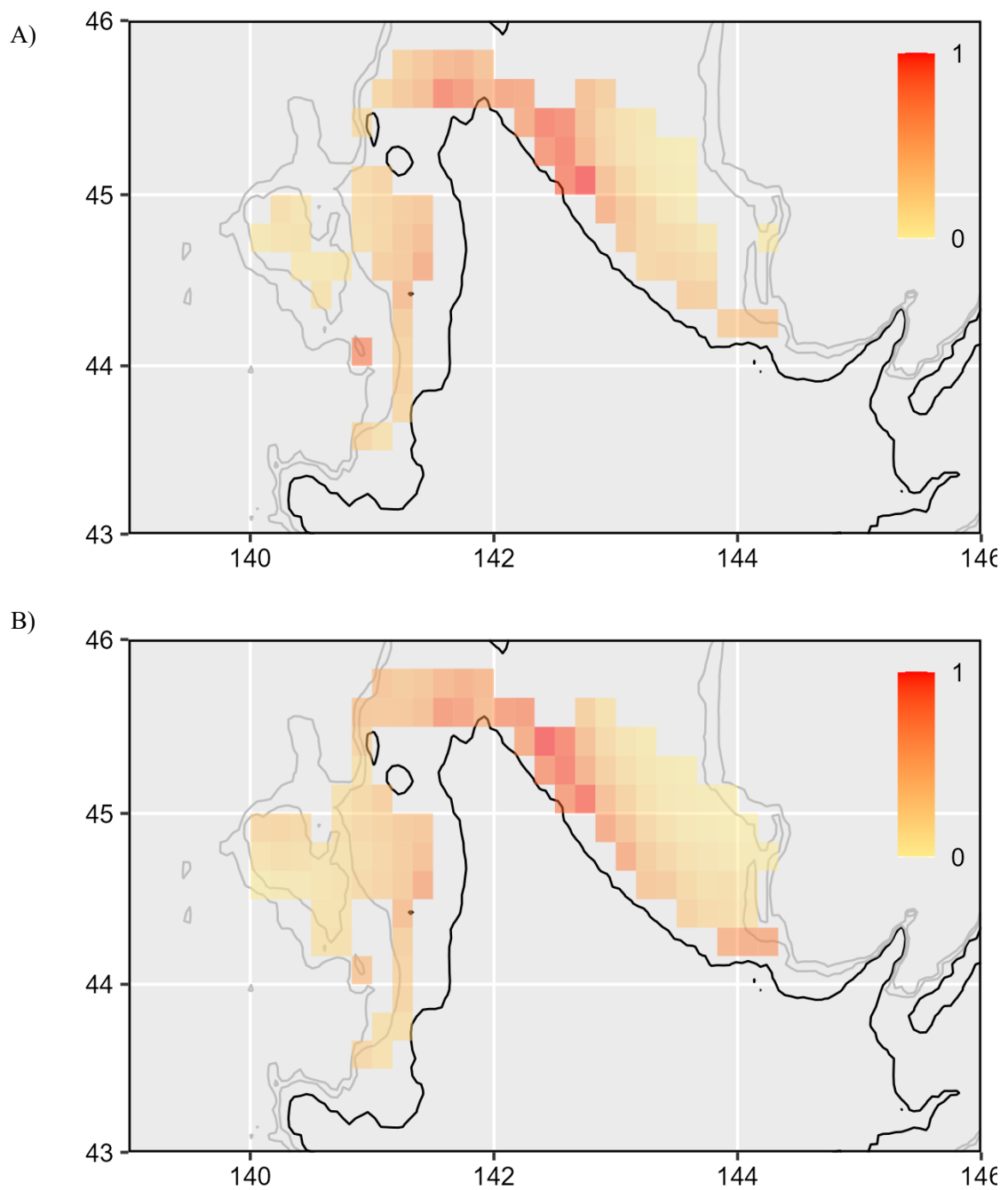


図 20. 水深によるフィルタリングの違いによる標準化 CPUE の地理的分布

A : 166m 以深を除外した場合、B : 295m 以深を除外した場合。CPUE は最大値を 1 にスケールしている。等深線は 200m と 400m。

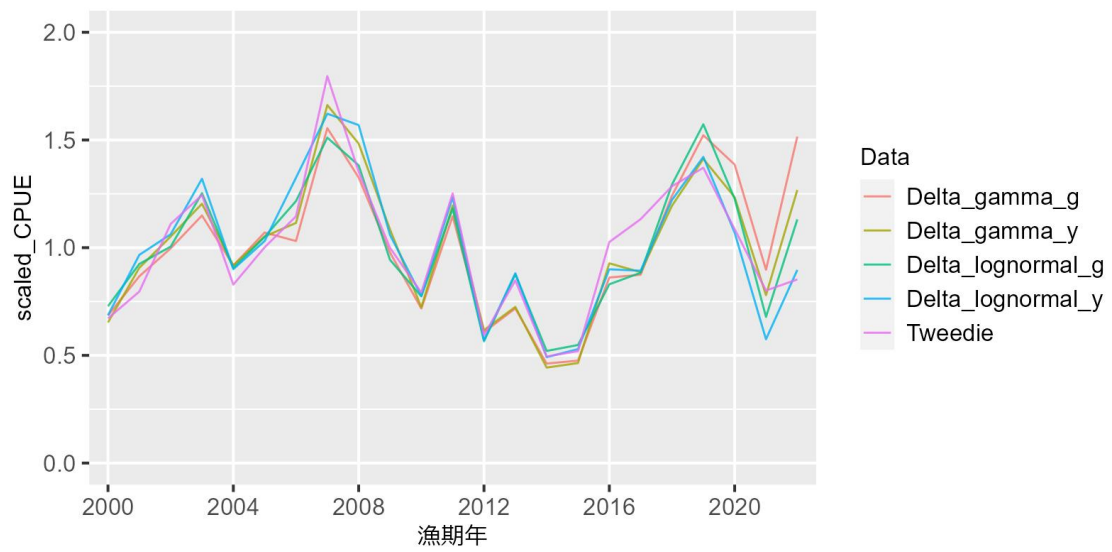


図 21. Tweedie モデルと Delta 2 段階モデルによる標準化 CPUE の年トレンドの感度分析
 Delta 2 段階モデルにおける「-g」は各グリッドで有漁確率と CPUE の積を取ってから
 漁期年で平均した値、「-y」は有漁確率と CPUE の各漁期年平均値の積を取った値。

表 1. フルモデルの Type-III ANOVA による検定

Parametric terms				Approximate significance of smooth terms				
	df	F	p-value		edf	Ref.df	F	p-value
FY	22	40.56	< 0.001	s(PC1)	14.23	16.38	93.84	< 0.001
Quarter	3	65.10	< 0.001	s(PC2)	13.10	15.00	428.55	< 0.001
HP_class	2	15.61	< 0.001	s(Dep)	8.24	8.75	13.99	< 0.001
Base	2	5.25	0.005	ti(Lat,Lon)	18.54	19.58	26.77	< 0.001
Base:FY	44	18.34	< 0.001	PDO	7.92	8.67	6.41	< 0.001
Base:Quarter	6	64.71	< 0.001					

表 2. AIC の総当たり法によるモデル選択

モデル	除外された説明変数	df	Loglikelihood	AIC	Delta-AIC
1	なし (フルモデル)	146	-35482.36	71258.36	0
2	HP_class	145	-35496.68	71283.68	25.33
3	HP_class, PDO	136	-35527.57	71328.76	70.40
4	PDO	138	-35512.73	71302.38	44.03

Delta-AIC が 100 未満のモデルのみ示した

表 3. 5 分割交差検証で使したデータセット

サブセッ ト	データ数	シナリオ					
		Base case	I	II	III	IV	V
1	2,714	Train	Test	Train	Train	Train	Train
2	2,720	Train	Train	Test	Train	Train	Train
3	2,681	Train	Train	Train	Test	Train	Train
4	2,782	Train	Train	Train	Train	Test	Train
5	2,698	Train	Train	Train	Train	Train	Test

Train は学習用の、Test は交差検証用のデータセット

表 4. 5 分割交差検証によるモデル比較の結果 (RMSE)

モデル	シナリオ					平均
	I	II	III	IV	V	
1	56.76	54.93	50.24	85.02	57.91	60.97
2	56.86	55.07	50.89	85.03	58.27	61.22
3	57.46	54.17	49.88	85.01	57.57	60.82
4	57.35	54.00	49.32	85.00	57.31	60.59

モデル 1 はフルモデル。モデル 2 は HP_class、モデル 3 は HP_clsass・PDO、モデル 4 は PDO の説明変数をそれぞれフルモデルから除外したモデル。

表 5. 最終モデルの Type-III ANOVA による検定

Parametric terms				Approximate significance of smooth terms				
	df	F	p-value		edf	Ref.df	F	p-value
FY	22	40.50	< 0.001	s(PC1)	14.20	16.35	93.70	< 0.001
Quarter	3	66.91	< 0.001	s(PC2)	13.08	14.98	426.03	< 0.001
HP_class	2	16.06	< 0.001	s(Dep)	8.25	8.76	14.29	< 0.001
Base	2	5.17	0.006	ti(Lat,Lon)	18.58	19.61	26.71	< 0.001
Base:FY	44	17.87	< 0.001					
Base:Quarter	6	63.67	< 0.001					

表 6. Tweedie モデルと Delta 2 段階モデルの 5 分割交差検証で使したデータセット

サブセット	データ数	シナリオ					
		Base case	I	II	III	IV	V
1	2,688	Train	Test	Train	Train	Train	Train
2	2,786	Train	Train	Test	Train	Train	Train
3	2,757	Train	Train	Train	Test	Train	Train
4	2,690	Train	Train	Train	Train	Test	Train
5	2,674	Train	Train	Train	Train	Train	Test

Train は学習用の、Test は交差検証用のデータセット

表 7. Tweedie モデルと Delta 2 段階モデルの 5 分割交差検証によるモデル比較の結果
(RMSE)

モデル	シナリオ					平均
	I	II	III	IV	V	
Tweedie	47.35	88.01	68.46	52.57	46.15	60.51
Delta-lognormal	52.18	92.40	75.62	61.77	53.47	67.09
Delta-gamma	45.93	87.36	65.09	56.27	47.80	60.49

添付資料：最終モデルのサマリー

Family: Tweedie(p=1.515)

Link function: log

Formula:

CPUE ~ FY + Quarter + HP_class + s(PC1, bs = "cr", k = 20) + s(PC2, bs = "cr", k = 20) + s(Dep, bs = "cr") + ti(Lat, Lon, bs = "tp", k = c(8, 4)) + Base + Base:FY + Base:Quarter

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.29118	0.13170	9.804	< 2e-16 ***
FY2001	-0.05880	0.15485	-0.380	0.704145
FY2002	0.05812	0.14105	0.412	0.680337
FY2003	0.68806	0.12202	5.639	1.75e-08 ***
FY2004	0.29123	0.12713	2.291	0.021993 *
FY2005	0.62645	0.11788	5.315	1.09e-07 ***
FY2006	0.23698	0.12252	1.934	0.053110 .
FY2007	1.13257	0.11128	10.178	< 2e-16 ***
FY2008	0.75872	0.11576	6.554	5.80e-11 ***
FY2009	0.36068	0.11723	3.077	0.002097 **
FY2010	0.01806	0.12351	0.146	0.883735
FY2011	0.65404	0.11882	5.504	3.77e-08 ***
FY2012	-0.42875	0.14067	-3.048	0.002309 **
FY2013	-0.39443	0.13971	-2.823	0.004763 **
FY2014	-0.98288	0.17485	-5.621	1.93e-08 ***
FY2015	-0.77280	0.27282	-2.833	0.004624 **
FY2016	0.11917	0.13114	0.909	0.363517
FY2017	-0.12534	0.12800	-0.979	0.327480
FY2018	-0.27985	0.13479	-2.076	0.037888 *
FY2019	-0.99953	0.16271	-6.143	8.31e-10 ***
FY2020	-1.70644	0.21504	-7.935	2.26e-15 ***
FY2021	-1.77497	0.19794	-8.967	< 2e-16 ***
FY2022	-1.64536	0.22041	-7.465	8.84e-14 ***
Quarter2	0.14943	0.05533	2.701	0.006929 **
Quarter3	0.05297	0.07243	0.731	0.464578
Quarter4	-0.95750	0.08329	-11.496	< 2e-16 ***

HP_class9	-0.29992	0.07530	-3.983	6.84e-05 ***
HP_class10	-0.07016	0.06687	-1.049	0.294090
Base11	-0.39019	0.24523	-1.591	0.111613
Base31	-0.46844	0.14940	-3.135	0.001720 **
FY2001:Base11	0.93548	0.31779	2.944	0.003249 **
FY2002:Base11	0.93005	0.30898	3.010	0.002617 **
FY2003:Base11	-0.21470	0.30342	-0.708	0.479202
FY2004:Base11	0.24353	0.31884	0.764	0.445000
FY2005:Base11	-0.57084	0.31614	-1.806	0.070994 .
FY2006:Base11	0.55193	0.31722	1.740	0.081896 .
FY2007:Base11	-0.09949	0.31534	-0.315	0.752390
FY2008:Base11	0.20132	0.29175	0.690	0.490165
FY2009:Base11	0.81283	0.28224	2.880	0.003984 **
FY2010:Base11	0.65000	0.28958	2.245	0.024806 *
FY2011:Base11	0.31687	0.29009	1.092	0.274711
FY2012:Base11	1.12985	0.28681	3.939	8.21e-05 ***
FY2013:Base11	1.44138	0.30036	4.799	1.61e-06 ***
FY2014:Base11	1.19733	0.32049	3.736	0.000188 ***
FY2015:Base11	1.27280	0.38386	3.316	0.000916 ***
FY2016:Base11	0.91186	0.27756	3.285	0.001021 **
FY2017:Base11	0.91162	0.30596	2.980	0.002892 **
FY2018:Base11	1.67849	0.28270	5.937	2.97e-09 ***
FY2019:Base11	2.86792	0.30529	9.394	< 2e-16 ***
FY2020:Base11	3.42801	0.34753	9.864	< 2e-16 ***
FY2021:Base11	2.73863	0.34220	8.003	1.31e-15 ***
FY2022:Base11	3.28377	0.34842	9.425	< 2e-16 ***
FY2001:Base31	0.02344	0.18782	0.125	0.900661
FY2002:Base31	0.54818	0.17494	3.133	0.001731 **
FY2003:Base31	-0.09316	0.15449	-0.603	0.546528
FY2004:Base31	-0.33376	0.16604	-2.010	0.044439 *
FY2005:Base31	-0.37149	0.15401	-2.412	0.015876 *
FY2006:Base31	0.42468	0.15327	2.771	0.005601 **
FY2007:Base31	-0.33740	0.14469	-2.332	0.019724 *
FY2008:Base31	-0.24302	0.15580	-1.560	0.118823
FY2009:Base31	-0.47477	0.16514	-2.875	0.004048 **
FY2010:Base31	0.02616	0.16528	0.158	0.874259
FY2011:Base31	-0.23620	0.15687	-1.506	0.132179

FY2012:Base31	0.05112	0.19252	0.266	0.790611
FY2013:Base31	0.60589	0.18240	3.322	0.000897 ***
FY2014:Base31	0.87400	0.21273	4.109	4.01e-05 ***
FY2015:Base31	0.48036	0.31160	1.542	0.123198
FY2016:Base31	0.24321	0.16966	1.433	0.151742
FY2017:Base31	0.94138	0.16316	5.770	8.11e-09 ***
FY2018:Base31	1.07894	0.17365	6.213	5.34e-10 ***
FY2019:Base31	1.68852	0.19448	8.682	< 2e-16 ***
FY2020:Base31	2.11939	0.24840	8.532	< 2e-16 ***
FY2021:Base31	2.26777	0.23628	9.598	< 2e-16 ***
FY2022:Base31	1.49413	0.26696	5.597	2.23e-08 ***
Quarter2:Base11	-0.60728	0.09686	-6.269	3.73e-10 ***
Quarter3:Base11	-0.96577	0.15306	-6.310	2.88e-10 ***
Quarter4:Base11	-2.47572	0.30156	-8.210	2.42e-16 ***
Quarter2:Base31	0.03429	0.08718	0.393	0.694120
Quarter3:Base31	1.02306	0.09628	10.626	< 2e-16 ***
Quarter4:Base31	0.86341	0.10929	7.900	3.01e-15 ***

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

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value	
s(PC1)		14.200	16.35	93.70	<2e-16 ***
s(PC2)		13.081	14.98	426.03	<2e-16 ***
s(Dep)		8.252	8.76	14.29	<2e-16 ***
ti(Lat,Lon)		18.581	19.61	26.71	<2e-16 ***

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

R-sq.(adj) = 0.505

Deviance explained = 71.2%

fREML = 41128

Scale est. = 6.0618

n = 13595