

# TUMSAT-OACIS Repository - Tokyo

University of Marine Science and Technology

(東京海洋大学)

予測能力検証型のモデル選択法を用いた資源評価法  
とインド洋メバチへの応用に関する研究

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2021-06-21 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 大津山, 賢人 メールアドレス: 所属:
URL	<a href="https://oacis.repo.nii.ac.jp/records/2164">https://oacis.repo.nii.ac.jp/records/2164</a>

修士学位論文

予測能力検証型のモデル選択法を用いた資源評価法と  
インド洋メバチへの応用に関する研究

平成 29 年度

(2018 年 3 月)

東京海洋大学大学院

海洋科学技術研究科

海洋管理政策学専攻

大津山賢人

# 目次

第一章 序論.....	1
1-1 背景.....	1
1-1-1 メパチについて .....	1
1-2 目的.....	5
第二章 資料.....	6
2-1 使用データ .....	6
2-1-1 CPUE.....	6
2-1-2 漁獲量データ .....	7
第三章 方法.....	11
3-1 モデル.....	11
3-1-1 ベイズ型状態空間プロダクションモデル (BSPM) .....	11
3-1-2 ベイズ型状態空間ディレイディファレンスモデル (DDM) .....	14
3-1-3 Age Structured Assessment Program (ASAP) .....	16
3-2 マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC法)と各候補モデルの設定.....	19
3-2-1 マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC法) .....	19
3-2-2 BSPMにおける各パラメータの設定.....	20
3-2-3 DDMにおける成長・生残・再生産パラメータの設定 .....	21
3-2-4 ASAPにおける各生物学的パラメータやCV, 有効サンプル数の設定.....	21
3-2-5 モデル一覧 .....	23
3-3 予測能力の検証型のモデル選択法と解析手順 .....	24
3-4 資源評価と将来予測 .....	26
第四章 結果.....	27
4-1 予備的解析 .....	27
4-1-1 BSPM.....	27
4-1-2 DDM .....	41
4-1-3 ASAP .....	57
4-2 予測能力検証型のモデル選択.....	78
4-2-1 BSPM.....	78
4-2-2 DDM .....	83
4-2-3 ASAP .....	88
4-2-4 最終的なモデル選択 .....	94
4-3 資源評価と将来予測 .....	95
4-3-1 資源評価.....	95
4-3-2 将来予測.....	100
5-1 BSPM .....	105
5-2 DDM.....	105
5-3 ASAP .....	105
5-4 予測能力検証型のモデル選択について.....	105
5-5 資源評価と将来予測の結果について .....	106
5-6 WinBUGS と Jags について.....	107
5-7 課題.....	107
参考文献.....	108
謝辞.....	112
付録(ASAPの使用法について).....	113

## 第一章 序論

### 1-1 背景

#### 1-1-1 メバチについて

メバチ(*Thunnus obesus*)はスズキ目サバ科マグロ属に属する。マグロ属では中型～大型種であり、体長は2メートルを越す。紡錘形である点では他の種と変わらないが、他のマグロと比べ体高が高いことで知られる。また眼球が大きいことが特徴で、和名である「メバチ」や英名である”Bigeye tuna”の由来となっている。地中海を除く温帯および熱帯海域に広く分布するが、他のマグロより沖合性が強く、最も深層を遊泳することが明らかとなっている。



図 1-1. メバチ(*Thunnus obesus*)

<https://ja.wikipedia.org/wiki/メバチ>より

主に富裕層を中心とした健康志向に支えられ、世界的に水産食品への人気が高まるとともにマグロの需要も当然ながら増えている。メバチに限定して言及するならば、現在キハダに次いで漁獲量が多く（図 1-2）、IUCN（国際自然保護連合）レッドリストには1994年より絶滅危惧Ⅱ類に認定されている。刺身や寿司の原料として日本人にとって非常に馴染み深いメバチであるが、実際日本での消費量は著しい。日本における主要マグロ総消費量のうちメバチは3割以上、世界のメバチ消費量のうち3割以上を占める。そのうち日本の漁獲量は減少傾向にあるが、1990年半ばより輸入に依存しており、その総量は漁獲量を超す状況となっている。

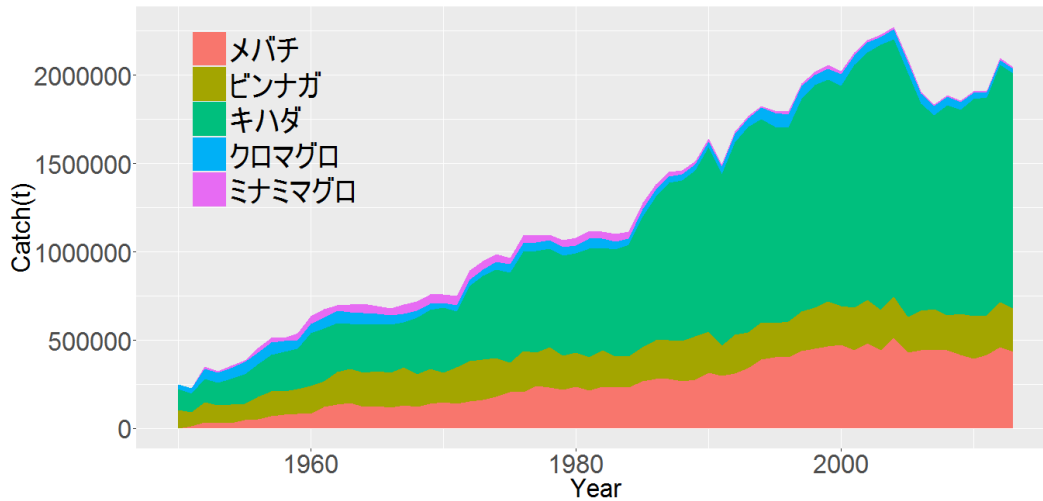


図 1-2. 世界における主要マグロ 5 種(メバチ,ビンナガ,キハダ,クロマグロ,ミナミマグロ) 魚種別総漁獲量の推移 (FAO 統計 FishStat を基に作成)

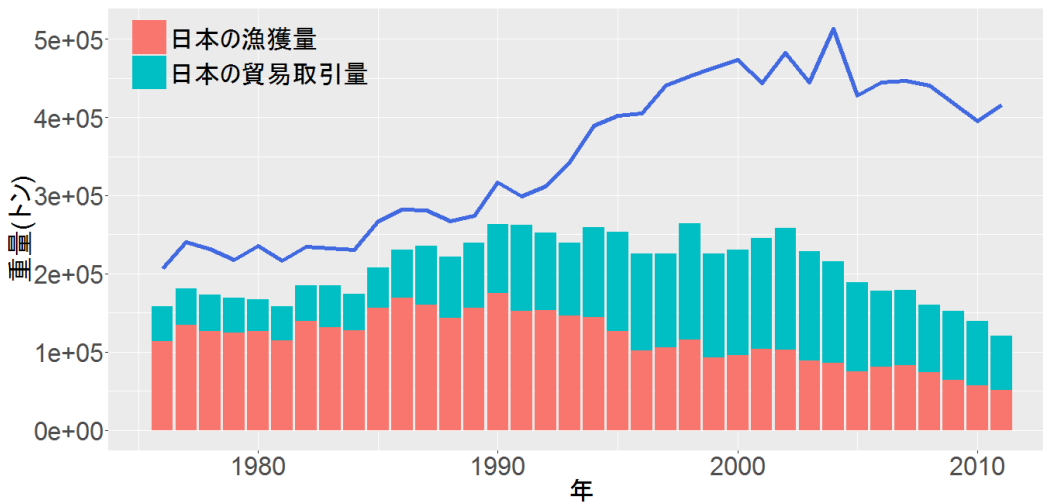


図 1-3. メバチの世界における漁獲量および日本の漁獲量と日本の貿易取引量 (輸入量と輸出量の差) の合計の推移 (FAO 統計 FishStat を基に作成)

### 1-1-1-1 インド洋系群の生物学的特性

インド洋におけるメバチは、分布や体長組成、成熟などの観点から単一系群であると考えられている。また、太平洋のメバチとは明確に遺伝的な差異があることが報告されている(久米ほか, 1971)。分布域は南緯 40 度以北のインド洋全域で、分布深度は 300-600 メートルであるとされている (Sabarros et al., 2015)。回遊経路は未だに明らかになっていないが、季節や生活史により複雑に変化することが示唆されており (毛利, 1997)、産卵後は海流に乗り南半球の温帯域に索餌回遊し、成熟した後再び熱帯域に戻るといった移動が想定される。また産卵は熱帯・亜熱帯域でほぼ周年行われているが、ジャワ島の南側に位置する海域が主要

産卵息であることが、稚魚の分布と日本のはえ縄データから推測されている。(西川ほか, 1985, Bo and Nishida, 2003). なお2005年5月から2007年9月にかけてインド洋標識プログラム(RTTP-IO)により大規模な標識放流が実施され, 再捕のほとんどは放流場付近であった(IOTC, 2012). 他のマグロ類と同様に魚類, 甲殻類およびイカを主な餌とし, 選択性や嗜好性は特にみられない. Bashmakov(1991)によれば, 夜間に積極的な索餌行動を行うとされる.

### 1-1-1-2 インド洋における漁獲の概要と管理状況

インド洋におけるメバチの漁獲は, 日本のはえ縄漁船によって1952年にジャワ島南部海域で開始され, 台湾のはえ縄漁船が1952年より, 韓国のはえ縄漁船が1965年より参入し, そしてその他の国々が次々と続いた. ただし, 1970年以前の漁業においてはメバチはメインターゲットではなく, 刺身市場の拡大を受け1970年ごろを契機に本格的に狙われるようになった. 総漁獲量は操業が開始されて以来増加し, 1999年には16万トンに達したが, 2000年からは減少し始め, 2010年には8.5万トンにまで下がった. この減少傾向は資源管理によるものではなく, ソマリア沖の海賊の活動域が広がったことによる. 2012年には12万トンほどに達したが, 以降は減少の一途をたどっている(図1-4).

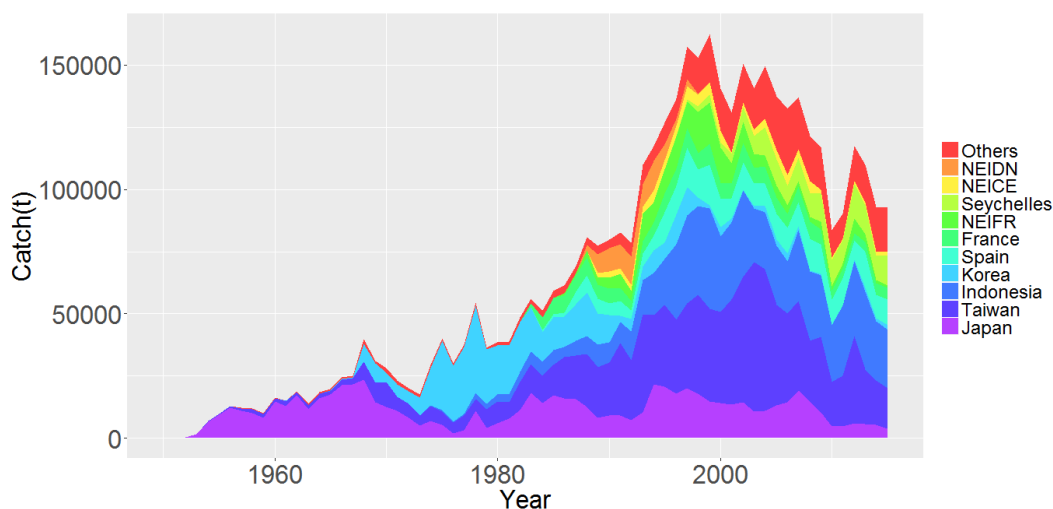


図1-4. インド洋におけるメバチの国別総漁獲量

メバチは主に, 2歳以上を対象としたはえ縄と, 0-1歳(5kg前後)を対象にしたまき網によって漁獲される. はえ縄漁業による漁獲量は操業開始時より緩やかに増加し, 1998年にピーク(約11.9万トン)に達した. 以降2007年まで, 毎年約10万トンの漁獲を行っていたが, 2008年から減少し2010年には5.3万トンまで落ち込んだ. 2012年には再び8.8万トンほどまで増加したが, 2013年から減少に転じた. まき網漁業による漁獲量も1970年代後半に操

業が開始されてから増加し、1999年には4.4万トンに達したが、その後は2万から3万トンほどに留まっている(図1-5)。

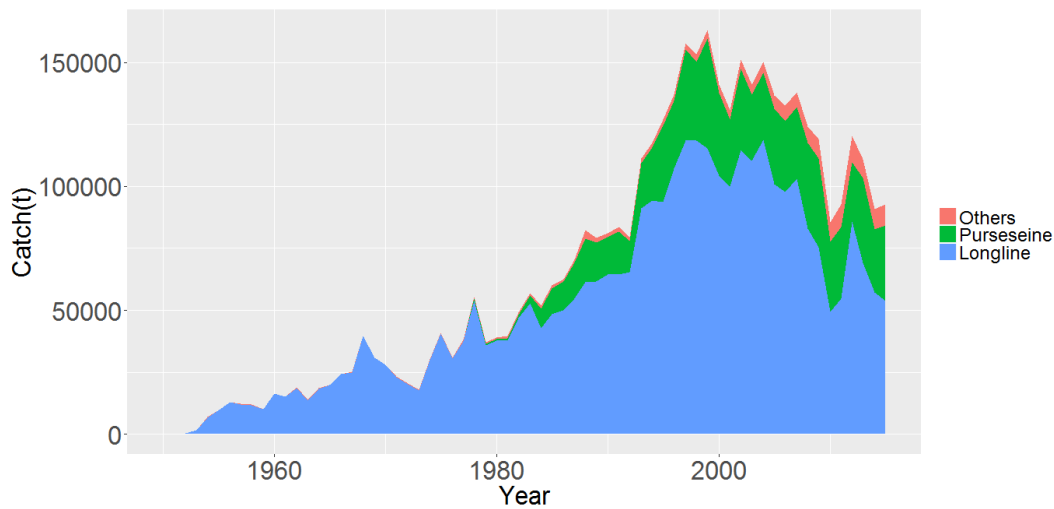


図1-5. インド洋におけるメバチの漁法別総漁獲量

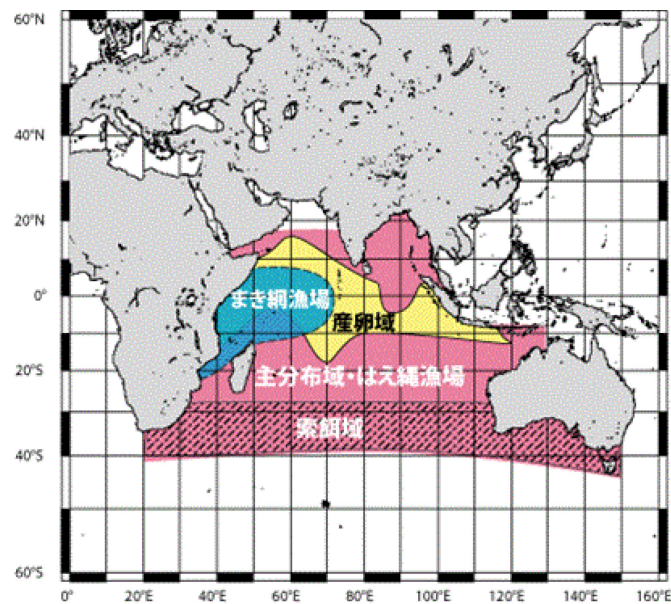


図1-6. インド洋におけるメバチの漁場

[http://kokushi.fra.go.jp/H26/H26\\_18.html](http://kokushi.fra.go.jp/H26/H26_18.html)

(水産総合研究センターHP 国際漁業資源の現況より)

インド洋のメバチは地域漁業管理機関 (RFMO) のうちの一つであるインド洋マグロ委員会 (Indian Ocean Tuna Commission: IOTC) によって管理されている。IOTC は、インド洋におけるマグロ類の保存と最適利用の促進を目的として設立された地域漁業管理機関で、条約

締約国は 32 に及ぶ。毎年開催される年次会合により対象資源の保存管理措置等が議論される。

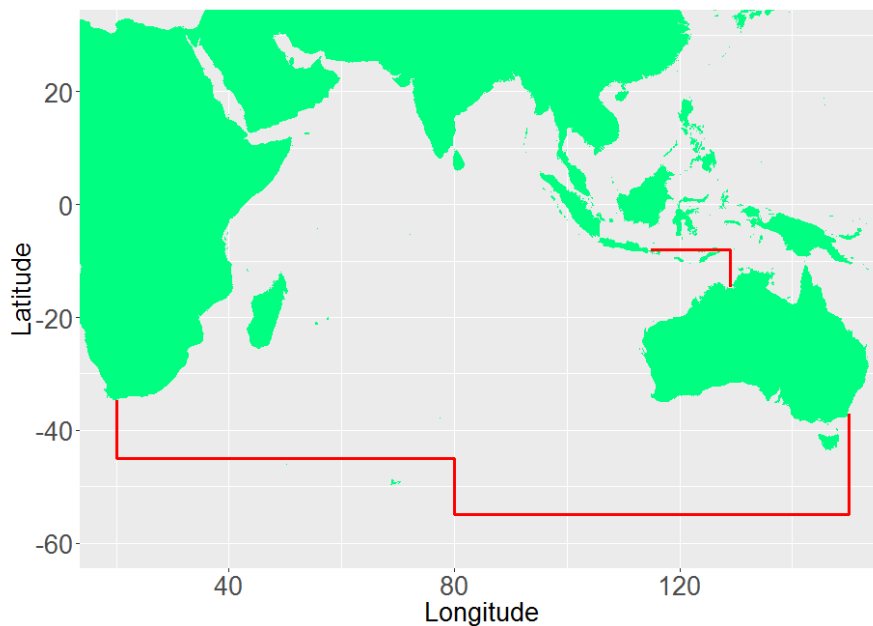


図 1-7. IOTC の対象海域

第 18 回 IOTC 熱帯まぐろ作業部会では，統合モデル SS3(Langley et al., 2016)や ASPIC(Matsumoto,2016), ASAP(Zhu et al.,2016),SCAA(Nishida, 2016)等の 6 モデルによって資源評価が行われ，管理勧告には統合モデルの結果が用いられた。第 19 回科学委員会（2016 年 12 月）は資源評価結果を受け，現状は特に資源管理方策の必要はないが引き続きモニタリング及びデータ収集に努める必要があるとした。

## 1-2 目的

水産資源の評価では，利用可能なデータ量やその種類，そして管理目的に応じて多種多様なモデルが使用される。同一データを用いているモデル間では，AIC（赤池情報量規準）等の情報量規準を利用することで客観的な選択が可能となり，一つのモデルによる結果を提示できるが，異なるデータを推定に用いた場合にはこの限りではない。そこで本研究では，Hindcasting 法(Kell et al., 2016)と呼ばれる交差検証法により，モデルが有する将来予測能力に着目し，構築した複雑性の異なる種々の候補の中から最適なモデルの選択を試みた。また適用例としてインド洋系群メバチを取り上げ，選択されたモデルによって実際に資源の評価と将来予測を併せて行った。なお候補モデルとして，大きく分けてベイズ型状態空間プロダクションモデル (BSPM)，ベイズ型状態空間ディレイディファレンスモデル(DDM)，Age



Structured Assessment Program (ASAP)の三つを使用した。

## 第二章 資料

### 2-1 使用データ

本研究では、IOTC 第 18 回熱帯まぐろ作業部会(2016 年 11 月)と第 19 回熱帯まぐろ作業部会(2017 年 10 月)において提出されたデータを用いる。なお、いずれも IOTC のホームページ上で一般公開されている。

(<http://www.iotc.org/>)

#### 2-1-1 CPUE

資源量指数として、第 19 回熱帯まぐろ作業部会にて提出された Joint CPUE を用いた。Joint CPUE とは日本、台湾、および韓国の CPUE が統合されたものであり、多国間の漁業情報を反映している故に実際の資源量の動向をより正確に示していると考えられる。図 2-1 より 1977-78 年に大きく CPUE が上昇し、開発開始当初とほぼ同値に達し、1979 年より再び下降していることがわかる。この現象は軽度ではあるがインド洋系群のキハダにもみられる。突然バイオマスがこのように急増することは不自然であり、この現象に対する仮説として漁獲努力の集中や、卓越年級の出現およびはえ縄漁によるその消失が唱えられ、検証が行われたがどちらも立証されるには至らなかった(Okamoto et al., 2001)。また第 19 回 IOTC 熱帯まぐろ作業部会にてログブックデータの記入ミスの有無について検証が行われたが、同様にそのような事実は確認されなかった(Matsumoto et al., 2017)。したがって依然としてその原因は不明であり、今後も議論を進めていく必要があるだろう。本研究においては 1978 年以前の CPUE は用いず、1979 年以降の CPUE を用いた。

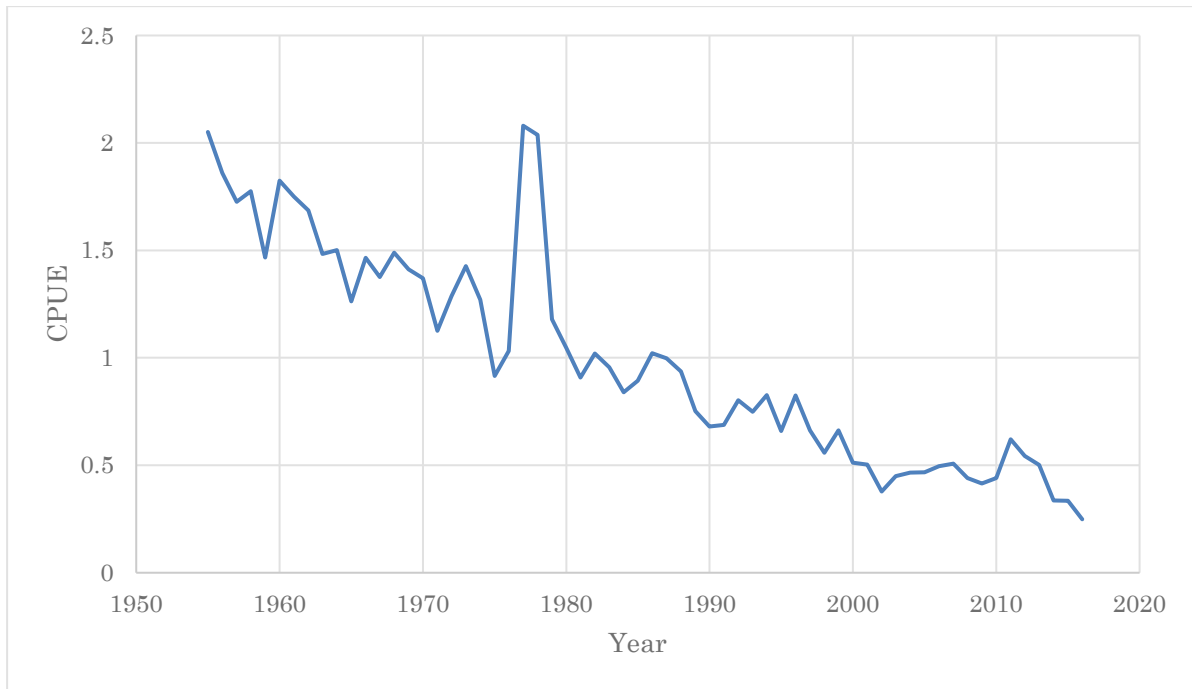


図 2-1. Joint CPUE(Tropical : R1+R2)

CPUE(Catch Per Unit Effort)とは単位努力量あたり漁獲量を指すものであり、本研究でははえ縄漁に由来するものを用いた。はえ縄漁は、幹縄と呼ばれる太く長い縄に餌をつけた枝縄を無数に取り付け、これを船上から海におろして一定時間設置し引き上げる漁法であり、漁獲尾数は枝縄の数に依存すると考えられる。したがって漁獲尾数を枝縄(もしくは釣り針)の数で割った値で CPUE を定義することができる。一般的に 1000 針あたりの漁獲尾数であることが多く、IOTC で用いられる CPUE も同様である。本研究で用いる標準化 CPUE は、ノミナル CPUE から一般化線形モデルによって地域や季節、漁具の種類および材質、操業日数さらに SST (海水面温度) による効果が省かれ、年の効果のみが抽出されたものである。

### 2-1-2 漁獲量データ

漁獲量データは CPUE と同様に、第 19 回熱帯まぐろ作業部会で提出されたインド洋における 1950-2015 年の年別漁法別漁獲重量及び年別年齢別漁獲尾数 (Catch-at-age データ) を用いた。年別年齢別漁獲尾数は 7 種類に分類された漁法ごとに整備されている。

表 1-1. 7つの漁法の略称

略称	漁法
LL	はえ縄(深層, 中深層)
PSFS	まき網
PSLS	まき網(集魚装置使用)
BB	一本釣り
FL	はえ縄(表層)
LINE	刺し網, 小型はえ縄等
OTHER	その他

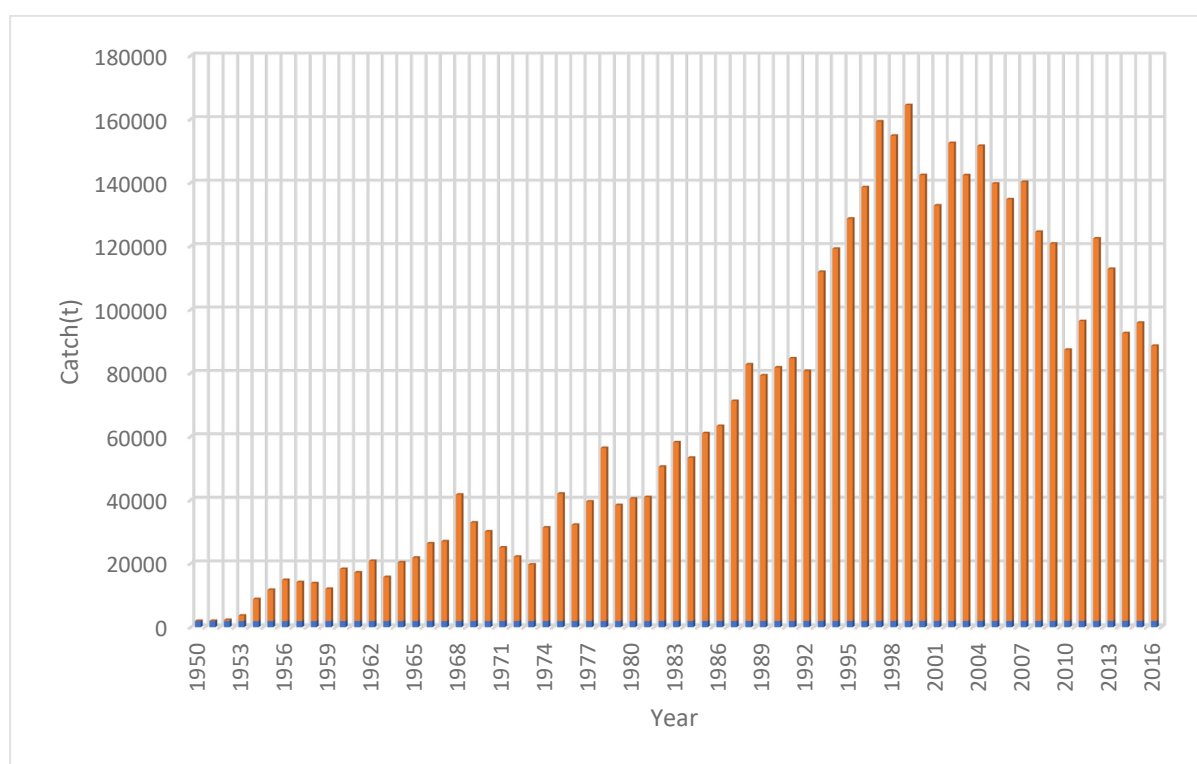
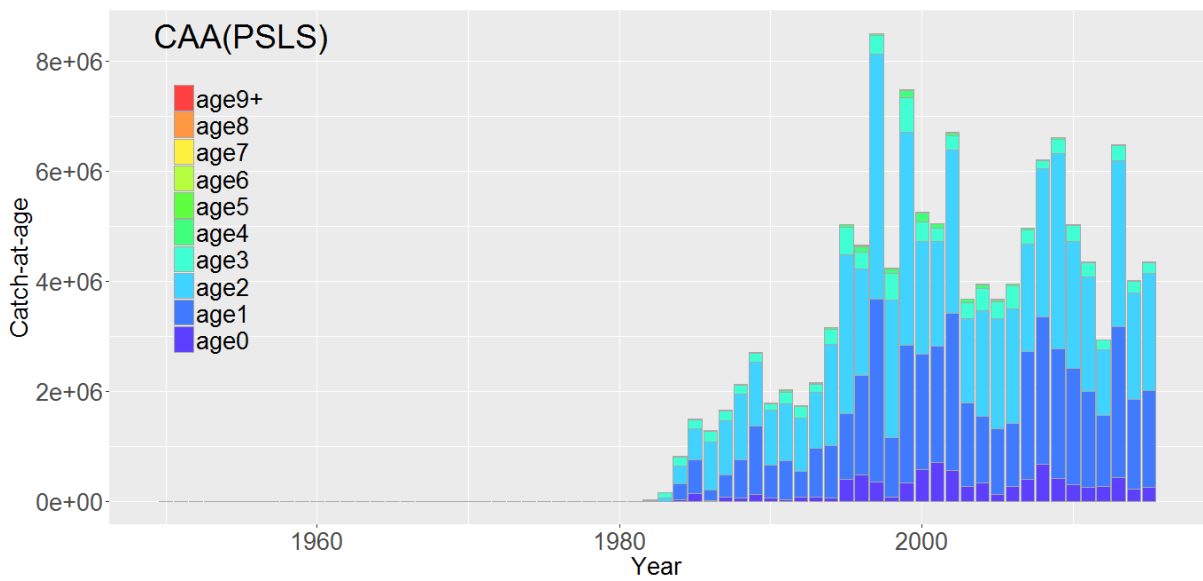
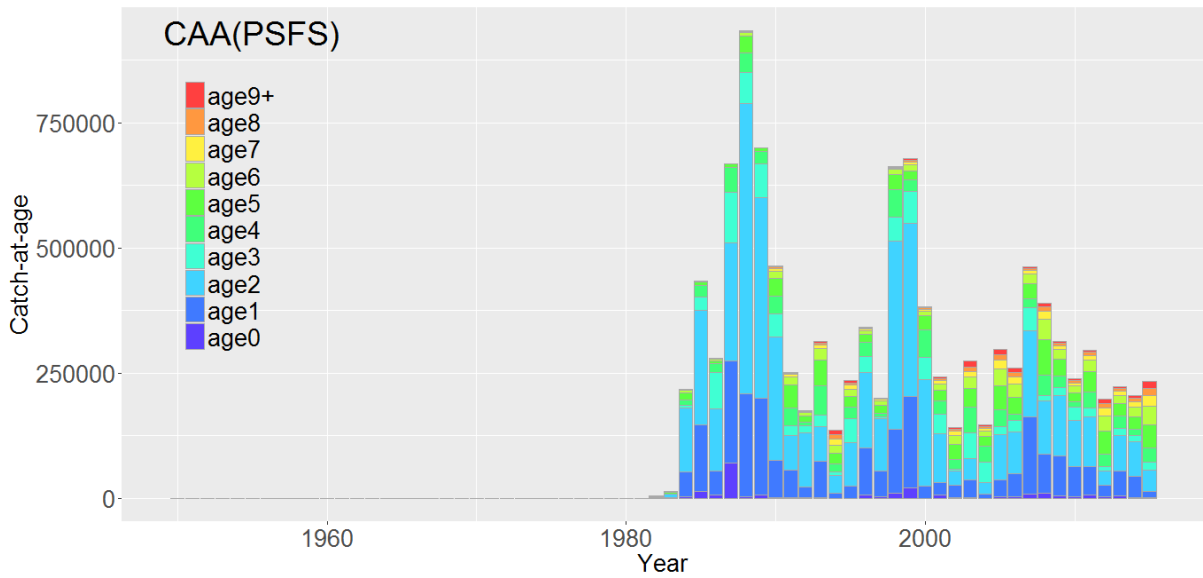
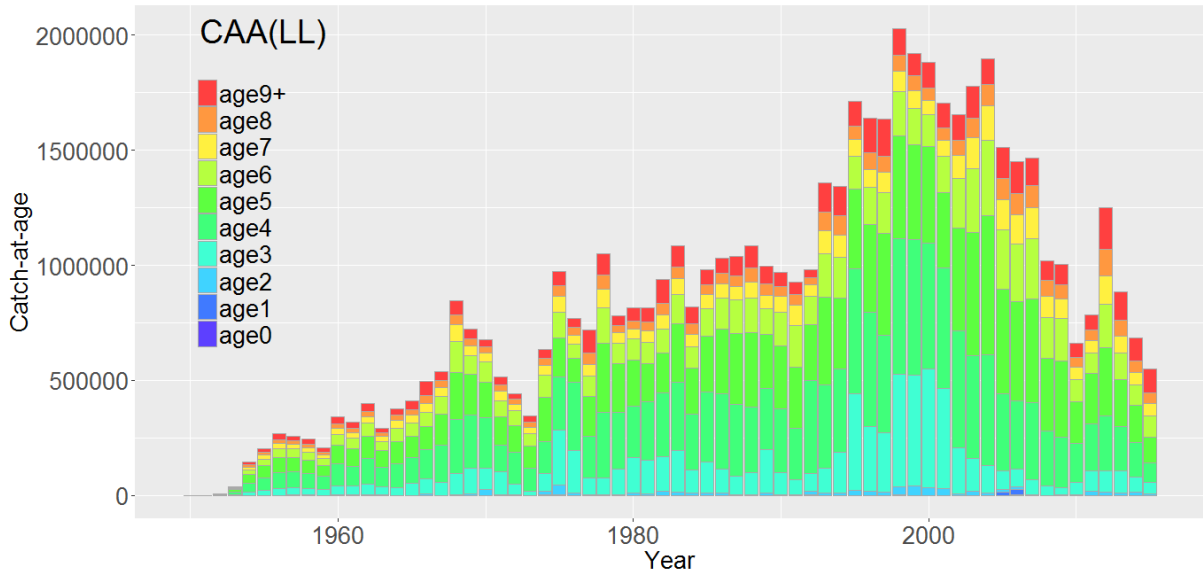
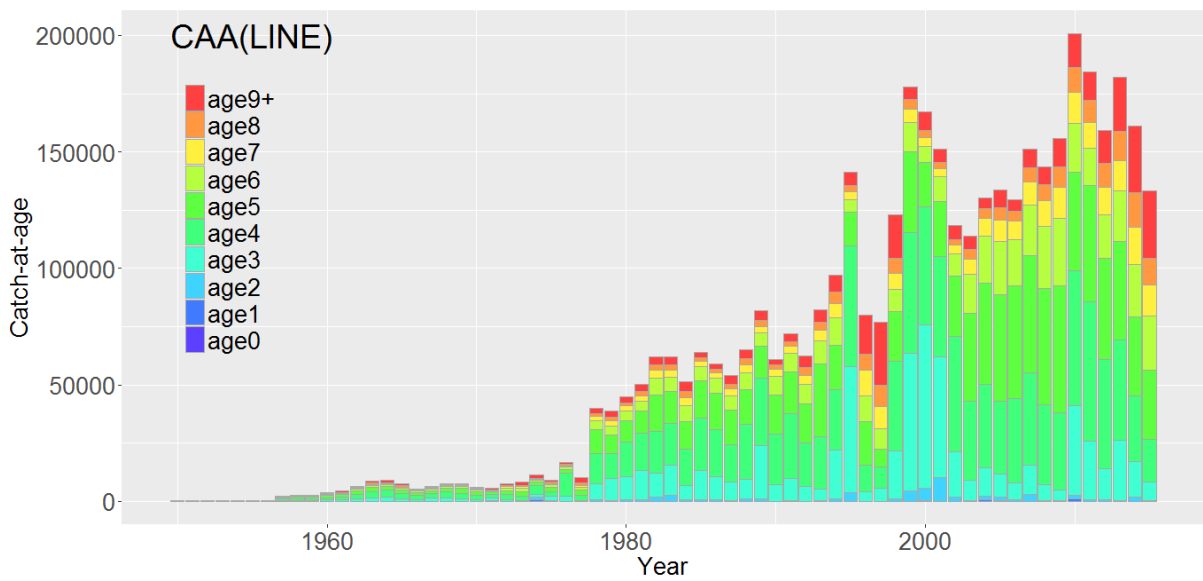
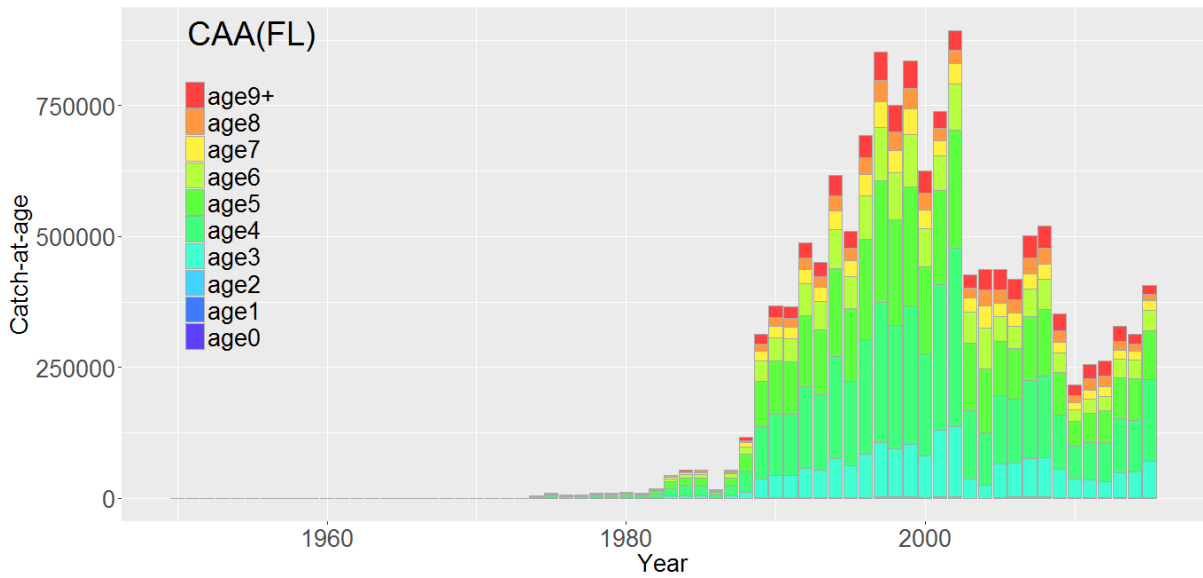
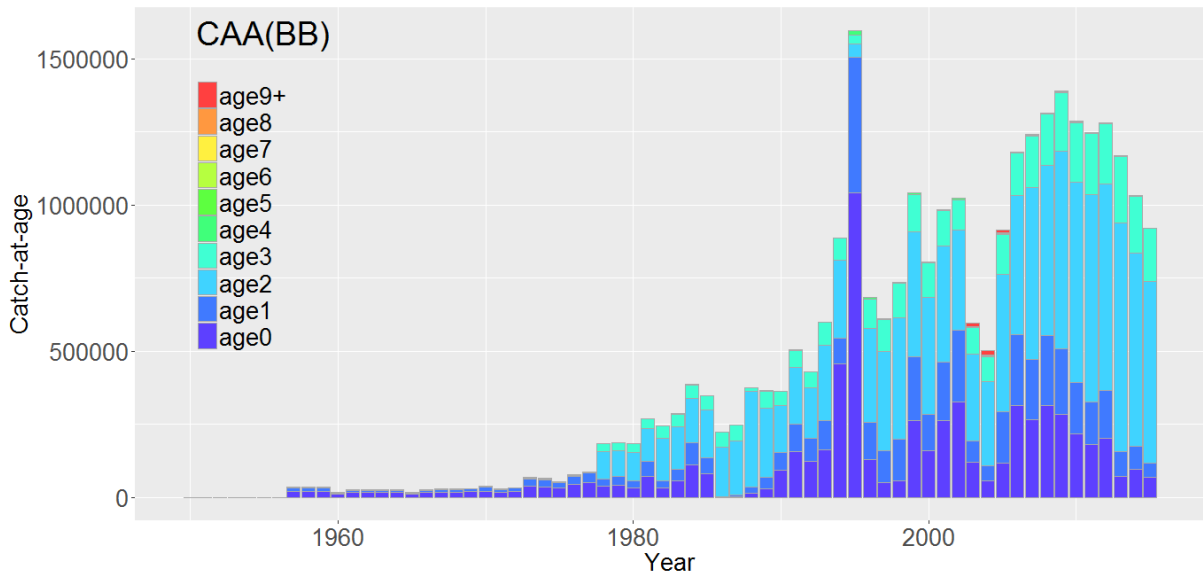


図 2-2. 年別総漁獲重量





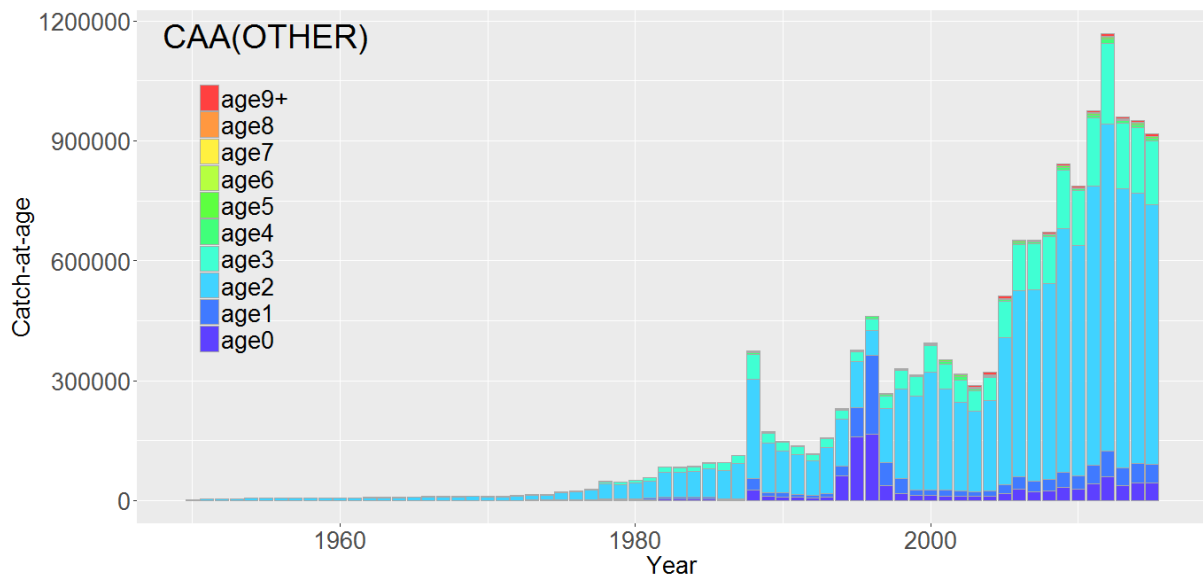


図 2-3. 漁法別年別年齢別漁獲尾数(Catch-at-age)

### 第三章 方法

#### 3-1 モデル

##### 3-1-1 ベイズ型状態空間プロダクションモデル (BSPM)

本研究では、資源評価モデルの一つにプロダクションモデルを用いた。プロダクションモデルはラッセルの方程式を基盤とした、非常にシンプルな資源動態モデルである。以下の式はラッセルの方程式である。

$$\text{資源重量の差分} = (A + G) - (Y + D) \quad (1.1)$$

$A$  は加入重量、 $G$  は成長重量、 $Y$  は漁獲重量、 $D$  は自然死亡量である。ある年の資源量とその前年の資源量の差は、加入重量と成長重量から成る増加分と、漁獲重量と自然死亡量から成る減少分によって成り立つ。漁獲重量を除いた三つの要素(加入重量・成長重量・自然死亡量)を合計した自然増加量(余剰生産)を、資源量の関数で表したのがプロダクションモデルとなる。

$$B_{t+1} = B_t + g(B_t) - C_t \quad (1.2)$$

$B$  は資源量を示し、 $t+1$  年の資源量は  $t$  年の資源量から  $g(B_t)$  の分だけ増加し、さらに  $C_t$  ( $t$  年の総漁獲量)によって差し引かれる。

必要となるデータは総漁獲量および努力量である。プロダクションモデルを成立させるた

めには以下の仮定が満たされる必要がある(Fox, 1974).

- (1). 対象資源は独立した一つの単位であり, 移出入がない
- (2). 資源の増減に関係する 4 要素 (加入, 成長, 自然死亡, 漁獲) の影響は全て時間遅れなく資源に現れる
- (3). 漁獲される魚の年齢, 大きさは常に一定である
- (4). 年齢組成の変化と資源の増減に関係性がない
- (5). 内的自然増加率, 環境収容力, 漁具能率の年によって変化しない

これらの仮定が完全に現実的に満たされるとは考えにくい, プロダクションモデルはその構造の簡便さ故に頑健性が非常に高く, 水産資源量の推定に頻繁に用いられる. また(5)の仮定は, 現在ではベイズ推定による柔軟なモデリングも可能であることから完全に満たされる必要はなくなった. プロダクションモデルとして以下の三種類が知られる.

- ・ シェーファー型 (自然増加量がロジスティック曲線に従う)

$$\frac{dB}{dt} = rB \left( 1 - \frac{B}{K} \right) \quad (1.3)$$

- ・ フォックス型 (自然増加量がゴンペルツ曲線に従う)

$$\frac{dB}{dt} = rB \left( \log \frac{K}{B} \right) \quad (1.4)$$

- ・ ペラ・トムリンソン型 (形状パラメータ  $z$  による一般化形)

$$\frac{dB}{dt} = rB \left( 1 - \left( \frac{B}{K} \right)^z \right) \quad (1.5)$$

$r$ は内的自然増加率,  $K$ は環境収容力であり, ペラトムリンソン型のプロダクションモデルでは形状パラメータ  $z$ の値によって関数の概形を変化させ, MSY レベルを自在に調整することが可能である. これらのモデルから MSY と MSY レベルはこれらのパラメータの関数として表すことができるため, プロダクションモデルを用いた場合, MSY および MSY レベルの算出は非常に容易である.

表 2-1. プロダクションモデルの MSY および MSYL レベル

Model	MSY	MSYL
Schaefer	$\frac{rK}{4}$	$\frac{K}{2}$
Fox	$\frac{rK}{e}$	$\frac{K}{e}$
Pella-Tomlinson	$rKz(z+1)^{-1-\frac{1}{z}}$	$K\left(\frac{1}{z+1}\right)^{\frac{1}{z}}$

資源量と CPUE の関係は次のように定義した。  $I_t$  は  $t$  年における資源量指数を示し、  $q$  は漁具能率である。  $b$  は Hyper depletion/stability と呼ばれ、バイオマスの CPUE に対する反応性を示す。  $b < 1$  のときに Hyper stability となりバイオマスの変化に対し CPUE の変化は緩やかになる。一方  $b > 1$  のときには Hyper depletion となり、CPUE の変化は急激なものとなる。

$$I_t = qB_t^b \quad (1.6)$$

CPUE データは常に正であり、また右に裾を引くことが多いため対数正規分布に従うと仮定した。

$$\log(I_t) \sim N(\log(\hat{I}_t), \sigma_\eta^2) \quad (1.7)$$

$\hat{I}_t$  は  $t$  年における推定 CPUE を表している。また  $\sigma_\eta^2$  は観測誤差の大きさを示している。さらに本研究ではプロダクションモデルに状態空間構造を組み込むことで、観測誤差、過程誤差の両者を同時に考慮したモデルを作成した。

$$\begin{aligned} B_{t+1} &= (B_t + g(B_t) - C_t)e^{\varepsilon_t} \\ \varepsilon_t &\sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \end{aligned} \quad (1.8)$$

状態空間モデルとは、状態過程を表す状態方程式と観測過程を表す観測方程式の二つの式から成るモデルである。状態過程は観測不可能な真の過程であり、観測過程を経て、観測誤差を伴ってアウトプットされることで観測可能な状態となる。



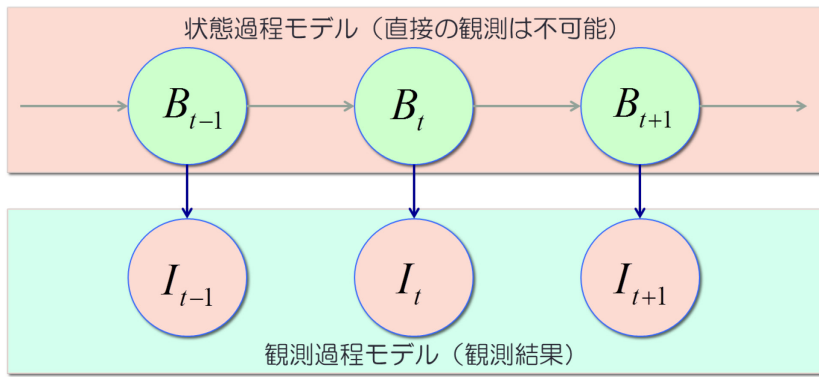


図 3-1. 状態空間モデルの概略図

階層構造を持つ状態空間プロダクションモデルは、最尤法による推定が難しくベイズ推定の枠組みに当てはめることになるため、階層ベイズモデルであるといえる。

### 3-1-2 ベイズ型状態空間ディレイディファレンスモデル (DDM)

第二のモデルとしてディレイディファレンスモデルを用いた。DDM は年齢構造を考慮せず、総漁獲重量データと努力量データ、もしくは資源量指数のみで運用可能である点でプロダクションモデルに類似する。しかし資源の成長と生残、加入を考慮することからプロダクションモデルと年齢構造モデルの中間に位置すると言われる。DDM では、資源を構成する個体の成長を以下の式で表すことが出発点となる。

$$w_a = \alpha + \rho w_{a-1} \quad (2.1)$$

これらのパラメータ  $\alpha$  と  $\rho$  はモデル内で推定するのではなく、先行研究から得られた情報より既知であると仮定する。DDM では以下の仮定が置かれる。

- (1). 加入年齢  $k$  歳以上の選択性は等しい
- (2). 加入年齢  $k$  歳以上の自然死亡率は等しい

資源の経年的な成長を線形で表したうえで、これらの仮定に基づき、資源量の動態は以下のよう示される。

$$B_{t+1} = (1 + \rho)s_t B_t - \rho s_t s_{t-1} B_{t-1} - s_t \rho w_{k-1} R_t + w_k R_{t+1} \quad (2.2)$$

$s_t$  は  $t$  年における生存率、 $w_k$  は加入年齢  $k$  歳における個体の体重である。生存率は以下のよ

うに定義した.

$$S_t = \frac{B_t - C_t}{B_t} e^{-M} \quad (2.3)$$

$M$ は年齢によらない自然死亡率である. また, 再生産曲線としてベバートン・ホルト型を仮定し加入誤差 (過程誤差) を以下のように考慮した.

$$R_{t+1} = \frac{\alpha SSB_t}{\beta + SSB_t} e^{\eta_t} \quad (2.4)$$

$$\eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2)$$

なおベバートン・ホルト型におけるパラメータ $\alpha$ , 及び $\beta$ は以下のように定義される.

$$\alpha = \frac{4hR_0}{5h - 1} \quad (2.5)$$

$$\beta = \frac{SSB_0(1 - h)}{5h - 1}$$

$SSB_0$ は未開発時の産卵親魚重量で $R_0$ は加入尾数である.  $h$ はスティーブネスと呼ばれ, 産卵親魚重量が $SSB_0$ の20パーセントになったときに得られる加入量の $R_0$ に対する割合を示す.

$$hR_0 = \frac{0.2\alpha SSB_0}{\beta + 0.2SSB_0} \quad (2.6)$$

$SSB_t$ は $t$ 年における産卵親魚量を示し,  $t$ 年における資源量から漁獲量で差し引かれた分がこれに該当すると仮定した.

$$SSB_t = B_t - C_t \quad (2.7)$$

したがって $SSB_0$ は環境収容力 $K$ と同義であり, 資源の未開発時において常に平衡状態が保たれていると仮定すると(2.2) 及び(2.3)より $R_0$ は

$$R_0 = \frac{(1 - (1 + \rho)e^{-M} + \rho e^{-2M})K}{w_k - \rho w_{k-1} e^{-M}} \quad (2.8)$$

と表すことができる。ベイズ型状態空間プロダクションモデルと同様に、状態空間構造を与えることで観測誤差を考慮し、ベイズ推定を用いた。

### 3-1-3 Age Structured Assessment Program (ASAP)

第三のモデルとして Age Structured Assessment Program (ASAP) を用いた。ASAP は前進法による年齢構造を考慮した資源評価モデルで NOAA (アメリカ海洋大気庁) が一般公開しているソフトウェアである。データとして漁獲重量と年齢別漁獲尾数 (Catch-at-age), 資源量指数を必要とする。最適化計算には AD Model Builder (ADMB) を用いている。ADMB は自動微分を実装した計算用フリーソフトであり、偽ニュートン法より高速かつ安定したパラメータ推定が可能である。IDE 版は下記のウェブサイトよりダウンロードすることができる。

[\(https://www.admb-project.org/\)](https://www.admb-project.org/)

ASAP におけるパラメータは以下のとおりである。

#### (1) 既知パラメータ

- ・年齢別体重
- ・年齢別自然死亡係数
- ・年齢別成熟率
- ・資源量指数の偏差
- ・再生産関係のステイプネス

#### (2) 推定パラメータ

- ・各年の加入量
- ・漁具能率
- ・漁具選択性パラメータ
- ・年別年齢別漁獲尾数の有効サンプル数
- ・初期資源サイズ
- ・年別漁獲係数

個体群動態は以下の式で表される。

$$N_{t,a} = N_{t-1,a-1} \exp \left( - \left( M_{a-1} + \sum_i S_{i,t-1,a-1} F_{i,t-1,a-1} \right) \right) \quad (3.1)$$

$$\begin{aligned}
N_{t,A} = & N_{t-1,A-1} \exp\left(-\left(M_{A-1} + \sum_i S_{i,t-1,A-1} F_{i,t-1,A-1}\right)\right) \\
& + N_{t-1,A} \exp\left(-\left(M_A + \sum_i S_{i,t-1,A} F_{i,t-1,A}\right)\right)
\end{aligned} \tag{3.2}$$

$N_{t,a}$ は  $t$ 年における  $a$ 歳魚の資源尾数,  $M_{t,a}$ は  $t$ 年における  $a$ 歳魚の自然死亡係数, そして  $S_{i,a-1}$ は漁法  $i$ の  $a$ 歳魚の選択性,  $F_{i,t-1,a-1}$ は漁獲係数である. また  $A$ はプラスグループを示し,  $A$ 歳以上の尾数が全て含まれる.

$$SSB_t = \sum_a N_{t,a} \phi_{t,a} e^{-(M_a + \sum_i S_{i,a} F_{i,t,a})} \tag{3.3}$$

$\phi_{t,a}$ は年齢別の体重と年齢別成熟率の積から成る. 再生産はベバートン・ホルト型が用いられる (2-4 式). 漁法別の選択性  $S_{i,a}$ はプログラム内にて漁法, 年齢別に推定を行うが, ロジスティック曲線に従う場合, ダブルロジスティック曲線に従う場合, そして完全に年齢ごとに独立で選択率を推定する場合と異なる 3つの仮定を置くことができる.

$$S_a = \frac{1}{1 + e^{-(a-\alpha_1)/\beta_1}} \tag{3.4}$$

$$S_a = \left(\frac{1}{1 + e^{-(a-\alpha_1)/\beta_1}}\right) \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-(a-\alpha_2)/\beta_2}}\right) \tag{3.5}$$

年齢別に推定する場合は設定した年齢の数だけ, ロジスティック曲線ならば 2つ, ダブルロジスティック曲線ならば 4つのパラメータを推定することとなる. 本研究では全ての漁法の選択性がダブルロジスティック曲線に従うとした. 漁法別予測漁獲重量は以下の式で表される.

$$\hat{C}_{i,t,a} = \frac{S_{i,a} F_{i,t,a}}{z_{t,a}} N_{i,t,a} \exp(1 - e^{-z_{t,a}}) \tag{3.6}$$

全減少係数  $z_{t,a}$ は

$$z_{t,a} = M_a + \sum_i S_{i,a} F_{i,t,a} \quad (3.7)$$

である。また予測資源量指数は

$$\hat{I}_{i,t} = q_i \sum_a N_{i,t,a} S_{i,a} \quad (3.8)$$

で表されると仮定した。ここでの漁法  $i$  は本研究の場合、はえ縄漁となる。また CPUE はバイオマスではなく資源尾数の指数として扱う。ただし、プログラム内にてバイオマスの単位とすることも可能である。

ASAP では複数の尤度関数を自動微分によって同時に最適化することで推定を行う。資源量指数、総漁獲重量再生産関係に対して対数正規尤度が仮定される。再生産関係(加入量)における尤度関数は実データにフィッティングさせるためのものではなく、ペナルティとして働く。

$$\begin{aligned} -LL_1 &= \sum_i \left( \log(\sigma_i) + \frac{1}{2} \log(2\pi) + \sum_t \frac{(\log(\sum_a C_{i,t,a}) - \log(\sum_a \hat{C}_{i,t,a}))^2}{2\sigma_i^2} \right) \\ -LL_2 &= \log(\sigma_2) + \frac{1}{2} \log(2\pi) + \sum_t \frac{(\log(I_t) - \log(\hat{I}_t))^2}{2\sigma_2^2} \\ -LL_3 &= \log(\sigma_3) + \frac{1}{2} \log(2\pi) + \sum_t \frac{(\log(R_t) - \log(\hat{R}_t))^2}{2\sigma_3^2} \end{aligned} \quad (3.9)$$

対数正規分布が仮定される各項目における  $\sigma^2$  は、入力した CV より変換され式に利用される。

$$\sigma^2 = \log(CV^2 + 1) \quad (3.11)$$

一方、年齢別漁獲尾数には多項尤度が用いられる。

$$-LL_4 = \sum_t \sum_i \left( -\log(ESS_i!) + \sum_a \log(n_{i,t,a}!) - ESS_i \sum_a p_{i,t,a} \log(pred p_{i,t,a}) \right) \quad (3.12)$$

$ESS_i$  は漁法  $i$  における年によらない有効サンプル数で、 $p_{i,a}$  は観測された、 $a$  歳魚の割合、

$predp_{i,a}$ はその予測値,  $n_{i,a}$ は入力した $ESS_i$ と $p_{i,a}$ の積である. 一度プログラムをまわすと Francis(2011)のステージ 2 乗数法によって新たな有効サンプル数が計算される. したがってその値が入力したサンプル数と大きく異なる場合にはステージ 2 乗数法に基づく値を入力し, 計算を再度行う. なお, この手順を繰り返し行うことは推奨されていないため(Francis, 2011), 一度のみとした.

目的関数はそれぞれの負の対数尤度関数に重み  $\lambda$  をかけたものとなる.

$$objective\ fcn = \lambda_1(-LL_1) + \lambda_2(-LL_2) + \lambda_3(-LL_3) + (-LL_4) \quad (3.10)$$

なお多項尤度は有効サンプル数が最適化における重みとなるため,  $\lambda$  がかけられることなく目的関数としてそのまま利用される. 以後, 本稿では加入量の偏差を $\sigma_R$ と称する. また, 選択性パラメータ, 再生産のパラメータ, 初年度の漁獲係数, 漁具能率, 初年度の資源尾数に対しても対数正規尤度が仮定され, 自由に各々の  $\lambda$  と CV を設定し目的関数に加えることができ, 与えた CV 値は  $\lambda$  と同様に目的関数の重みとして働く.  $\lambda$  を 0 に設定しなければ, 尤度計算に寄与させ, 与えた初期値からあまり離れることがないようにパラメータの推定において制限をかけることができる. またプログラム内にて, パラメータの Phase を負の数字に設定することで, パラメータを入力した初期値に完全に固定するといった柔軟なモデリングが可能となっている. 例えば漁法別年齢別選択率を既知と仮定し, Phase をオフにした場合, 年齢構造プロダクションモデル (ASPM) として運用することができる. さらに全ての尤度関数内の定数部位を最適化計算に加える, もしくは加えないということも自由に設定できる.

### 3-2 マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC 法)と各候補モデルの設定

#### 3-2-1 マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC 法)

本研究の解析は全て一貫してフリーの統計ソフトである R を用いた. また BSPM 及び DDM に対するベイズ推定はそれぞれ, R 内にて R2WinBUGS そして R2Jags を用いたマルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC 法)によって事後サンプルを得た. なお DDM は当初 WinBUGS によるコーディングを試みたが, compile 時にエラーが発生し動作しなかったため, JAGS を使用するに至った. MCMC 計算においては計算の負担を極力軽減させる必要があり, 漁獲重量データを 10 万で割ることで標準化を行った. したがって式の整合性を保つため, BSPM においては  $K$  と  $q$ , DDM においては  $K$  と  $q$  そして  $\alpha$  がスケーリングされる. また両モデルのコーディングにおいて, 資源動態の計算は枯渇レベルに変換して施行した. スケーリング済みのパラメータに  $\hat{\phantom{x}}$  記号を付与して表すと BSPM は

$$D_{t+1} = D_t + g(D_t) - \frac{C_t}{\bar{K}} \quad (4.1)$$

となり，一方 DDM は

$$D_{t+1} = (1 + \rho)e^{-M} \left( D_t - \frac{C_t}{\bar{K}} \right) - \rho e^{-2M} \left( 1 - \frac{C_t}{\bar{B}_t} \right) \left( D_{t-1} - \frac{C_{t-1}}{\bar{K}} \right) - \rho w_{k-1} e^{-M} \left( 1 - \frac{C_t}{\bar{B}_t} \right) \frac{R_t}{\bar{K}} + w_k \frac{R_{t+1}}{\bar{K}} \quad (4.2)$$

となる．

全ての MCMC サンプリングにおいてチェーンは 3 本とし，Gelman-Rubin 統計量によって収束診断を行い，収束が十分良くなるイタレーション回数及びバーンイン回数を設定した．事後サンプルは各パラメータごとに 3000 個作成し，また点推定値は事後メディアンを使用した．各パラメータの事前分布は無情報として一様分布を与え，その範囲は一度 MCMC サンプリングを行って得られた事後分布より広くなるように設定した．

### 3-2-2 BSPM における各パラメータの設定

ペラトムリンソン型の形状パラメータ  $z$  の直接的な推定は比較的難儀であることが知られているが，本研究ではベイズ推定を用いているメリットを活かし，推定するモデルと固定するモデルで分けてモデリングを行った．固定する場合には，シェーファー型，フォックス型，そして MSY レベルがこれらの中間になるよう  $z$  に 0.5 という定数を与えたペラトムリンソン型の三つを用いた．なおこれらの MSY レベルはそれぞれ環境収容力の 50%，36.8%，44.4% である．

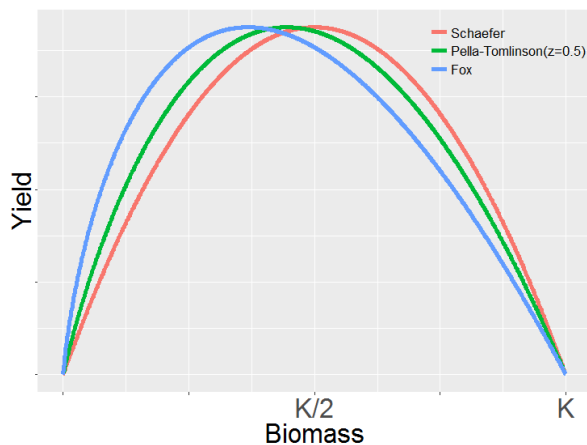


図 3-2. シェーファー型，フォックス型およびペラトムリンソン型( $z=0.5$ )プロダクションモデルの資源量と増加量の関係

さらに Hyper depletion/stability パラメータである  $b$  を 1 に固定するもの、推定するもので分けてモデリングした。ただし、 $b$  と  $z$  の推定を同時に行うと収束が極端に悪化するため、 $b$  を推定する場合には余剰生産の関数の概形を決めたもののみとした。したがって BSPM の候補モデルは合計 7 個となった。

### 3-2-3 DDM における成長・生残・再生産パラメータの設定

本研究では Schnute(1987)の近似式を用いて、Stequert, B and Conand, F (2004)によるインド洋メバチのフォンベルタランフィ成長式の推定パラメータを DDM における成長パラメータ値 ( $\alpha, \rho$ ) に変換した。

$$\begin{aligned}\alpha &= w_{\infty}(1 - e^{-k}) \\ \rho &= e^{-k}\end{aligned}\tag{5.1}$$

自然死亡率  $M$  は 0.3, 0.4 および 0.5 の三種類を設定し、また再生産のステープネス  $h$  は 0.6, 0.7, 0.8, および 0.9 の 4 つに変えてモデリングを行った。したがって DDM の候補モデルは合計 12 個となった。

### 3-2-4 ASAP における各生物学的パラメータや CV, 有効サンプル数の設定

ASAP において必要な生物学的既知パラメータの設定を以下に記す。自然死亡率は第 19 回熱帯まぐろ作業部会にて使用された二通りの値を用いた。

表 2-2. 二通りの自然死亡率

年齢	M1 (High)	M2 (Low)
0	0.8	0.8
1	0.67	0.52
2	0.53	0.43
3	0.4	0.25
4	0.4	0.25
5	0.4	0.25
6	0.4	0.25
7	0.4	0.25
8	0.4	0.25
9	0.4	0.25



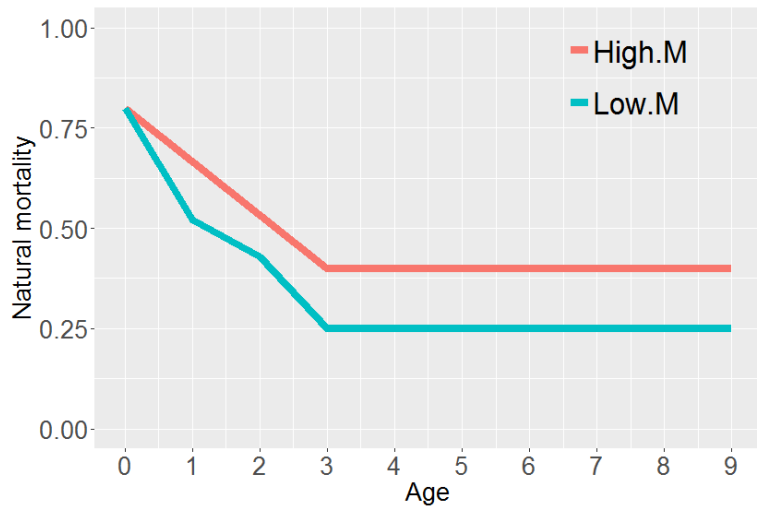


図 3-3. 二通りの自然死亡率

また年齢別体重は Everson(2012)による推定成長式と Nakamura(1966)による体長-体重関係から算出した。

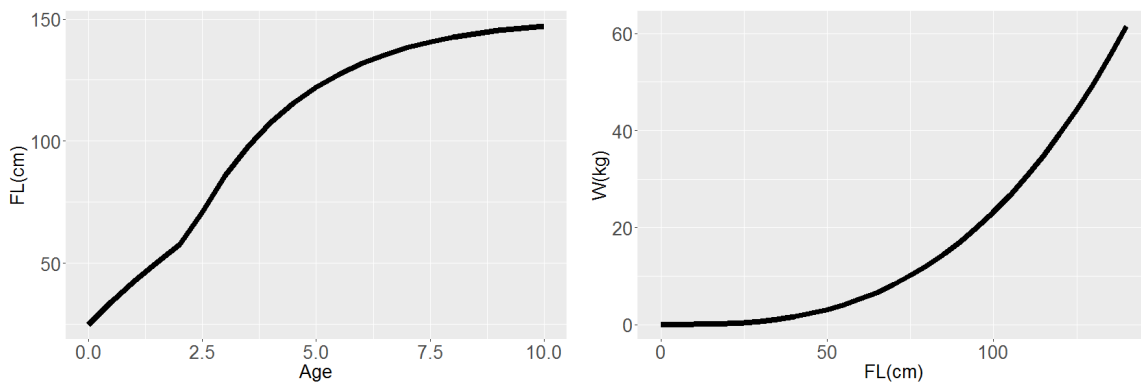


図 3-4. メバチの成長曲線 (VB logk model) と体長-体重関係

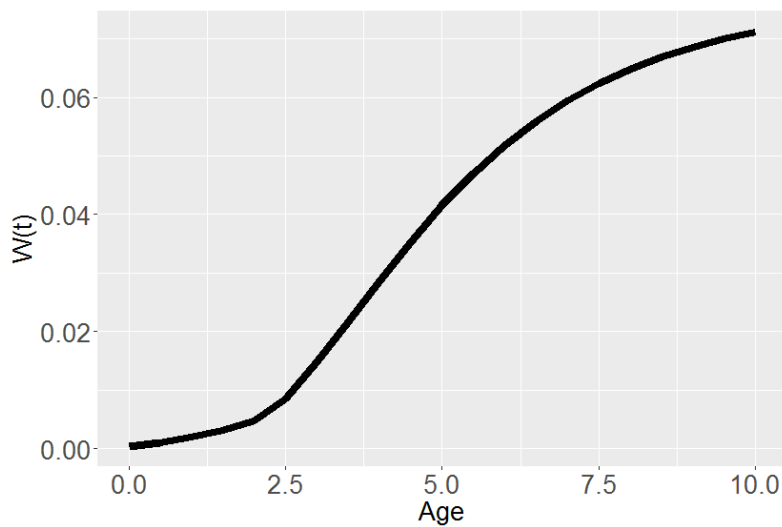


図 3-5. メバチの年齢別体重 (t)

また年齢別の成熟率は Shono(2009)の体長-成熟関係を用いて算出した。

$$Ma(L) = \frac{1}{1 + \exp(-0.25(L - 110.888))} \quad (5.2)$$

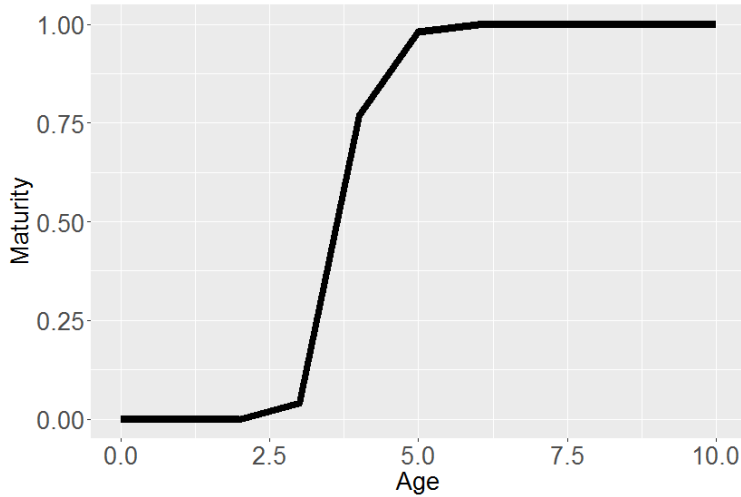


図 3-6. メバチの年齢別成熟率

年齢は 9 歳以上をプラスグループとし、年齢別漁獲尾数の有効サンプル数は各漁法について 50 を初期値として与えた。また資源量指数の CV として 0.1, 漁法別漁獲重量では 0.1 を仮定した。加入量の CV( $\sigma_R$ )としては 0.2 と 0.4 の二種類を用いた。さらにステープネスは 0.6, 0.7, 0.8 および 0.9 の 4 種類を設定したため, ASAP の候補モデルとして合計 16 種類構築した。

### 3-2-5 モデル一覧

#### 3-2-5-1 BSPM

表 2-3. BSPM の候補モデル一覧

余剰生産の型	b=1	.b 推定
Schaefer	BSPM1	BSPM5
Pella-Tomlinson(z=0.5)	BSPM2	BSPM6
Fox	BSPM3	BSPM7
Pella-Tomlinson(z 推定)	BSPM4	

### 3-2-5-2 DDM

表 2-4. DDM の候補モデル一覧

スティープネス	M=0.3	M=0.4	M=0.5
<b>h=0.6</b>	DDM1	DDM5	DDM9
<b>h=0.7</b>	DDM2	DDM6	DDM10
<b>h=0.8</b>	DDM3	DDM7	DDM11
<b>h=0.9</b>	DDM4	DDM8	DDM12

### 3-2-5-3 ASAP

表 2-5. ASAP の候補モデル一覧

モデル	M	スティープネス	$\sigma_R$
ASAP1	Low	0.6	0.2
ASAP2	Low	0.7	0.2
ASAP3	Low	0.8	0.2
ASAP4	Low	0.9	0.2
ASAP5	High	0.6	0.2
ASAP6	High	0.7	0.2
ASAP7	High	0.8	0.2
ASAP8	High	0.9	0.2
ASAP1'	Low	0.6	0.4
ASAP2'	Low	0.7	0.4
ASAP3'	Low	0.8	0.4
ASAP4'	Low	0.9	0.4
ASAP5'	High	0.6	0.4
ASAP6'	High	0.7	0.4
ASAP7'	High	0.8	0.4
ASAP8'	High	0.9	0.4

### 3-3 予測能力の検証型のモデル選択法と解析手順

予測能力の検証型のモデル選択法の手順は以下のとおりである。

- (1). CPUE 時系列データと漁獲データを年数によって前後に二分する
- (2). 前半部分のみを用いてパラメータ推定を行う
- (3). 後半部分に対応する漁獲データを用いて CPUE の動態を予測する
- (4). 実際の CPUE データに対する当てはまりの良さを比較する

すなわち、既存のデータを用いて仮想的な将来予測を行う。なお本研究における漁獲データとは、BSPM 及び DDM においては総漁獲重量、ASAP においては年齢別漁獲尾数を指す。手順 1 におけるデータの区切り方や、仮想的に将来予測を施行する年数により 1 モデルに対し複数の比較ケースを作ることが可能である。

本研究ではデータセットから最近年の 10 年分(2006-2015 年), そして 15 年分(2001-2015 年)を取り除きパラメータ推定を行った後, 省いた年に対応する実際の漁獲データによって将来予測を行い, 以下の 5 つのケースを作成した。

表 2-6. 将来予測能力検証の 5 つのケース

	予測開始年	予測される年数
最新の 10 年のデータ	2006	5
を除いて推定	2006	10
最新の 15 年のデータ	2001	5
を除いて推定	2001	10
	2001	15

5 年から 15 年まで 5 年刻みに予測を行った理由として, メバチの寿命が 15 年前後であるためライフスパンの一周分をカバーすることができる点, そして実際に管理目標の達成として 3 年, 5 年, もしくは 10 年後を基準にすることが多い点の二つがある。

CPUE データへのフィッティングの良さの尺度として二乗平均平方根誤差(RMSE)を用い, 上記の 5 ケースについてそれぞれモデルを比較することで BSPM, DDM, ASAP より, それぞれパフォーマンスの良いものを選択し, さらにそれらから単一のモデルを選び出した。なお CPUE データは 2016 年まで整備されているが, IOTC によって整備されている Catch-at-age データが 2015 年までのものであるため, 予測能力検証の段階では 2016 年データを省いて解析を行った。

### 3-4 資源評価と将来予測

選択した単一モデルによってインド洋メバチの資源評価と将来予測を行った。将来予測は以下の9シナリオに基づき行った。

表 2-7. 資源の将来予測の9シナリオ

	漁獲圧	毎年の漁獲量
<b>Scenario 1</b>	-40%	60273.28t
<b>Scenario 2</b>	-30%	70318.82t
<b>Scenario 3</b>	-20%	80364.37t
<b>Scenario 4</b>	-10%	90409.91t
<b>Scenario 5</b>	0%	100455.5t
<b>Scenario 6</b>	+10%	110501t
<b>Scenario 7</b>	+20%	120546.6t
<b>Scenario 8</b>	+30%	130592.1t
<b>Scenario 9</b>	+40%	140637.6t

シナリオ5が、現状の漁獲圧による漁獲が2017-2026年まで維持されるシナリオである。現状の漁獲圧として、2012-2016年の5年間の平均漁獲量で漁獲されていくことを仮定した。それぞれのシナリオに基づき将来予測を行った結果をkobeプロットに図示し、さらにkobe II strategy matrixを作成した。また、2017年を起点に、5年後である2022年および10年後である2027年時点のKobeプロットの各領域への分布確率を個別に表としてまとめた。これらの結果は4-3章にて詳細に記載する。

## 第四章 結果

### 4-1 予備的解析

#### 4-1-1 BSPM

BSPM の候補となるモデルを模索するため、実際にインド洋メバチデータを使ってパラメータ推定を行った。推定結果を以下に記載する。

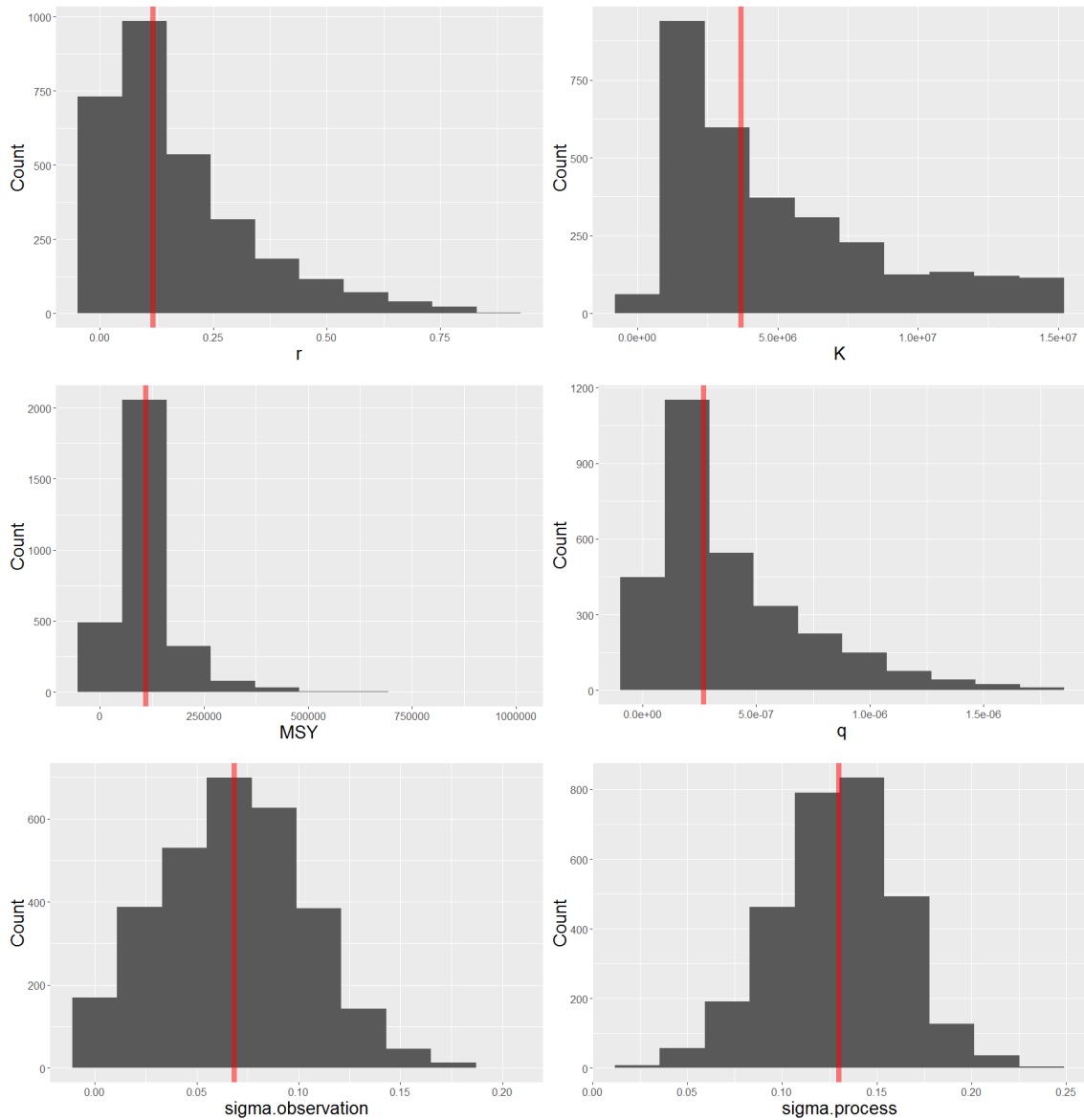


図 4-1(a). BSPM1 による各パラメータのヒストグラムと中央値

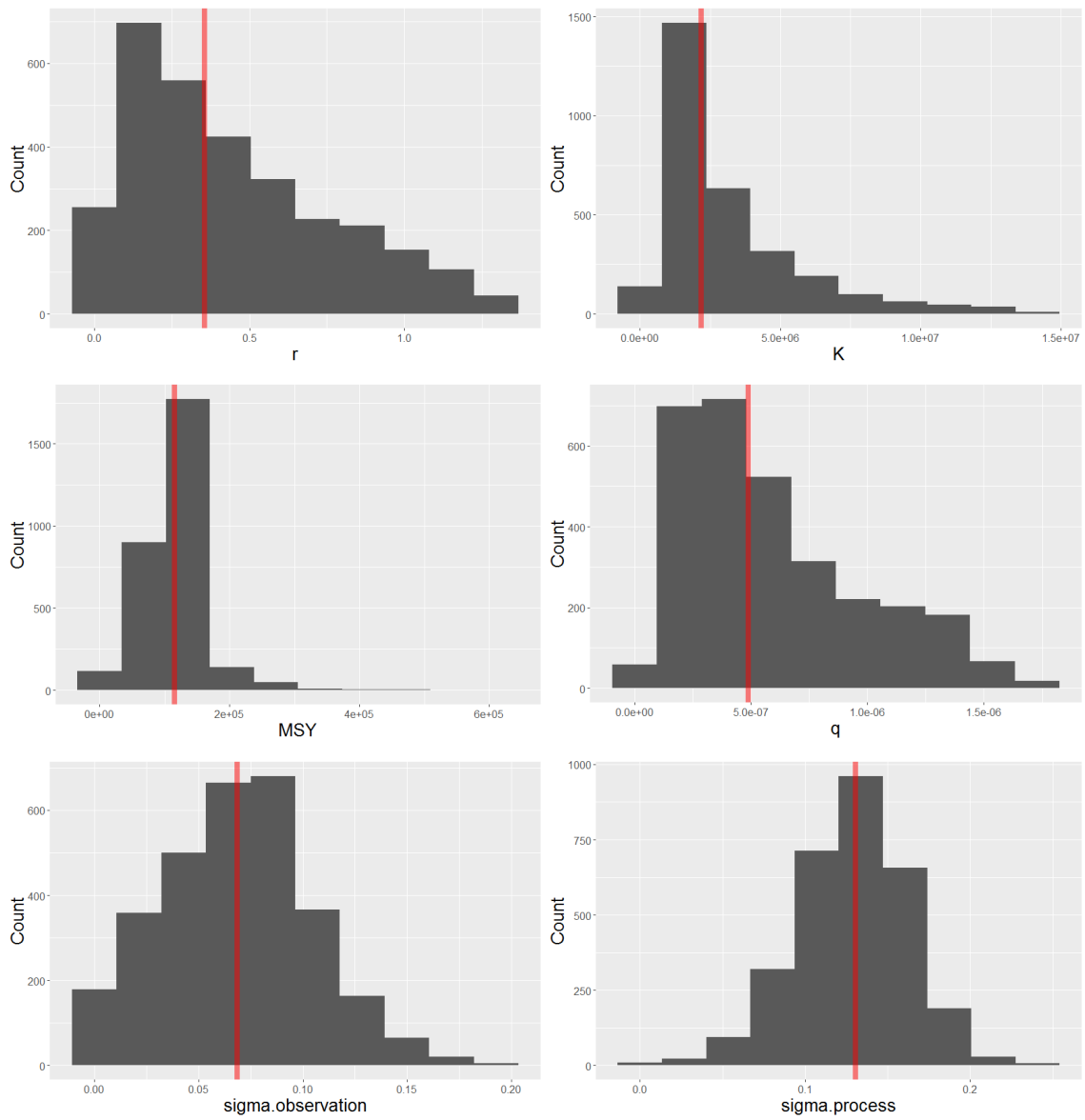


図 4-1(b). BSPM2 による各パラメータのヒストグラムと中央値

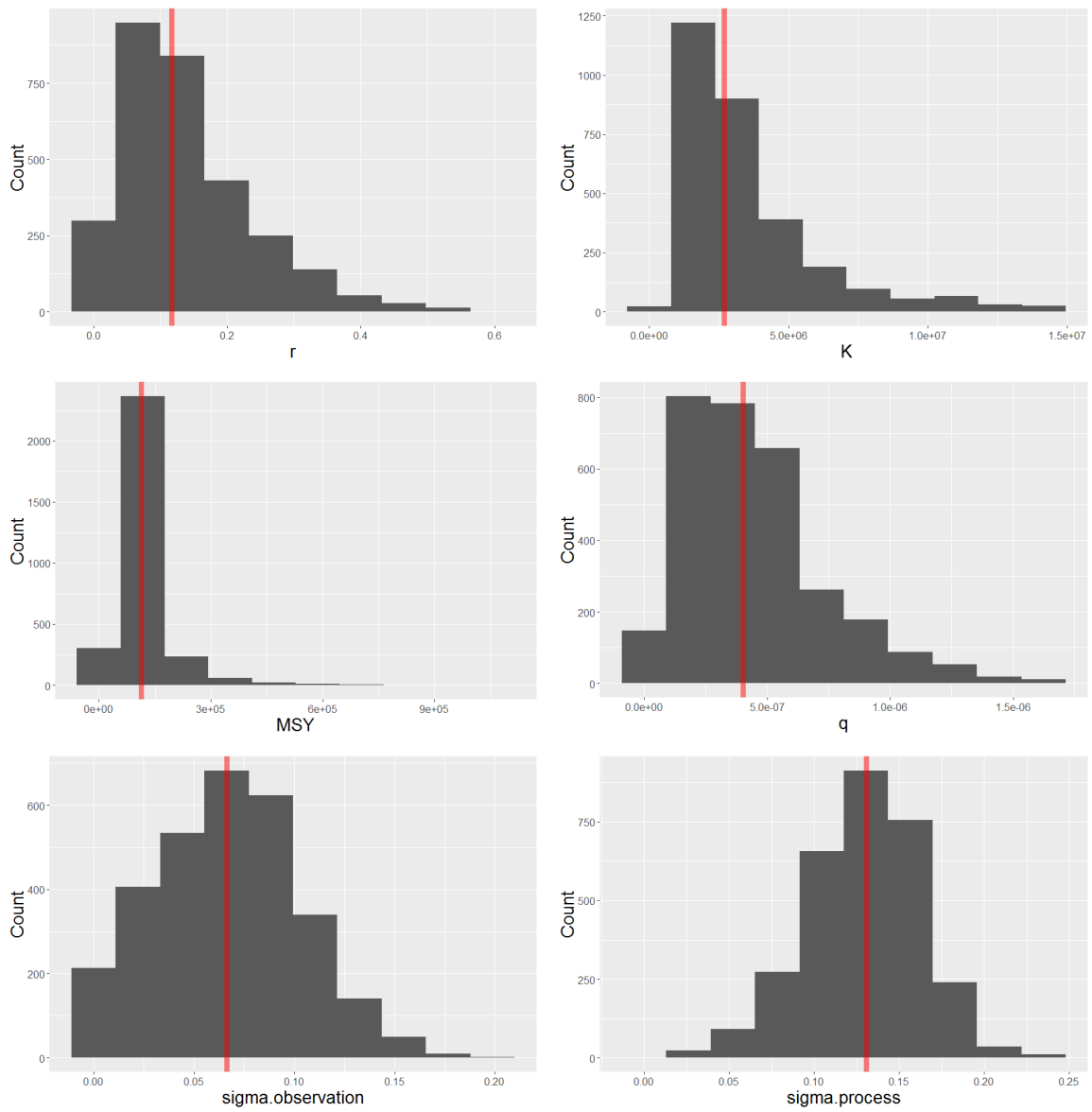


図 4-1(c). BSPM3 による各パラメータのヒストグラムと中央値



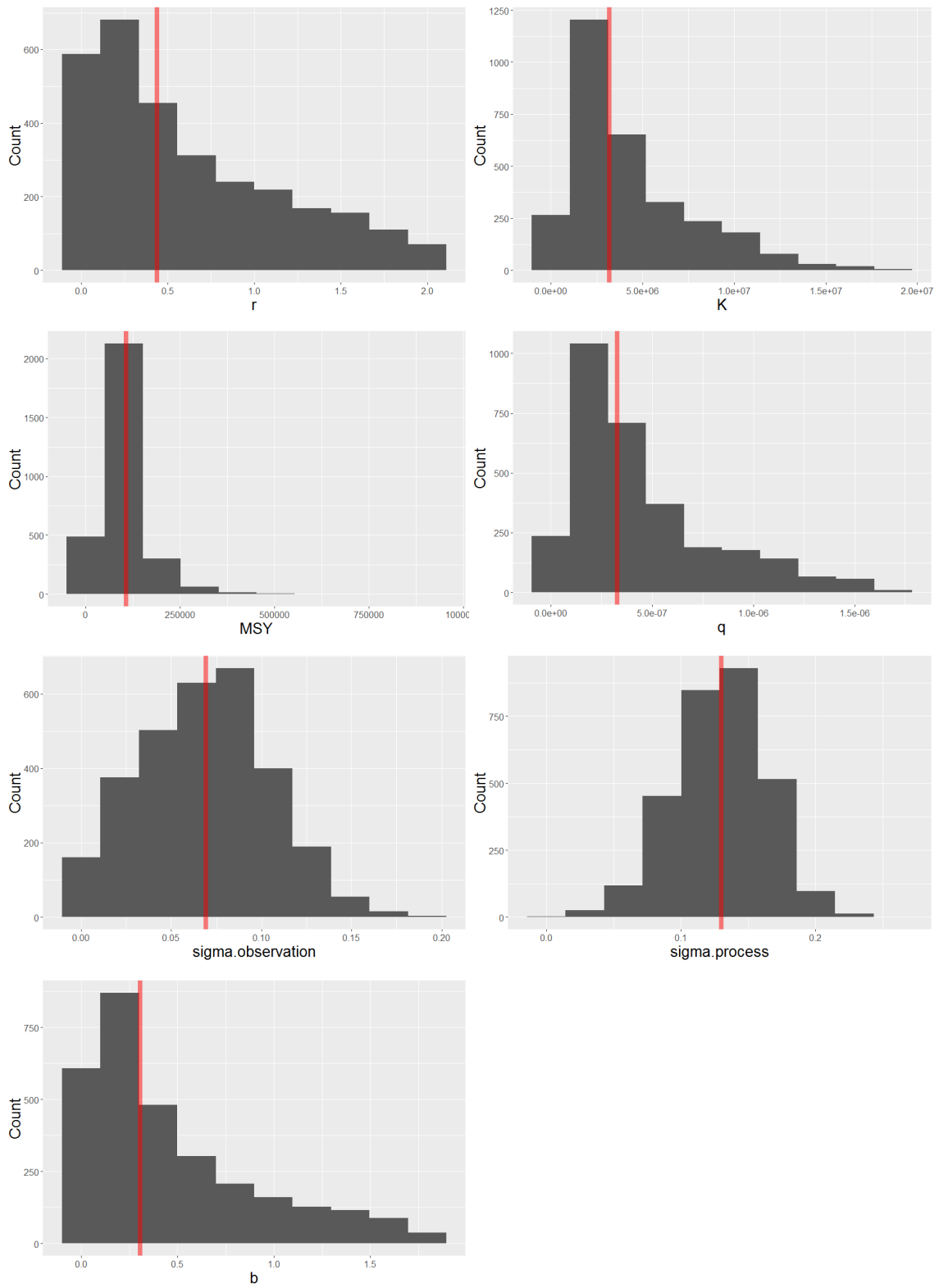


図 4-1(d). BSPM4 による各パラメータのヒストグラムと中央値

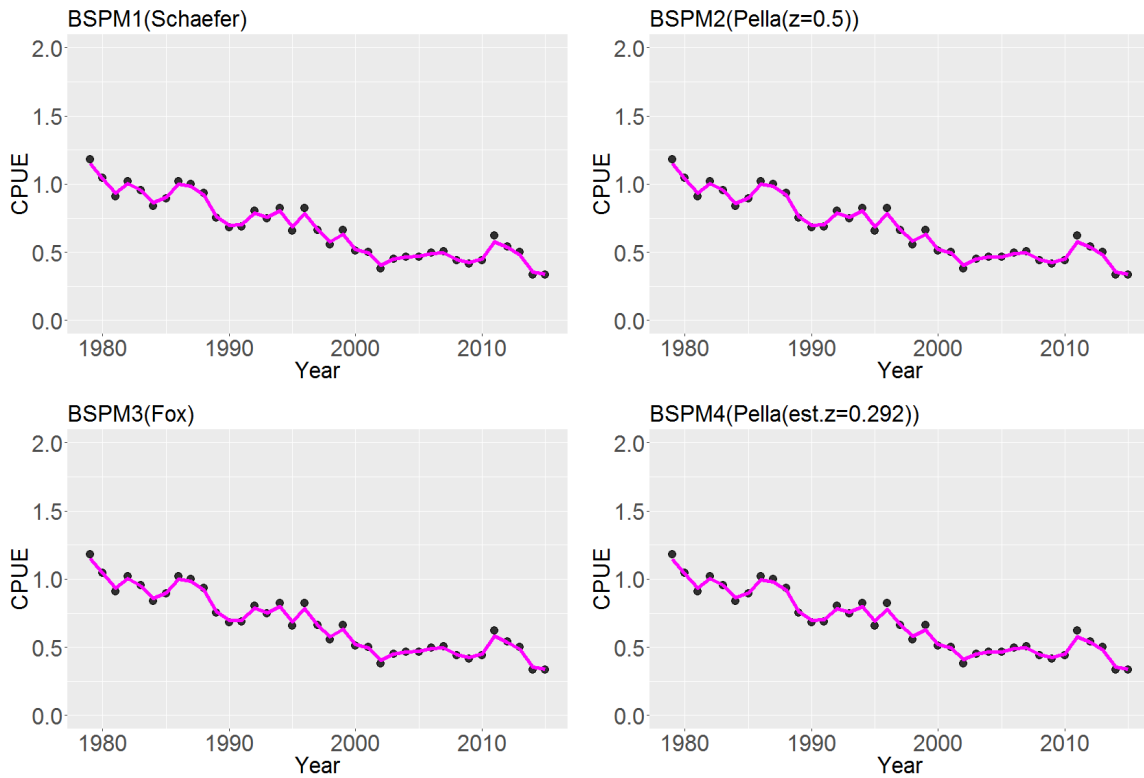


図 4-2. BSPM1-4 による CPUE のフィッティング

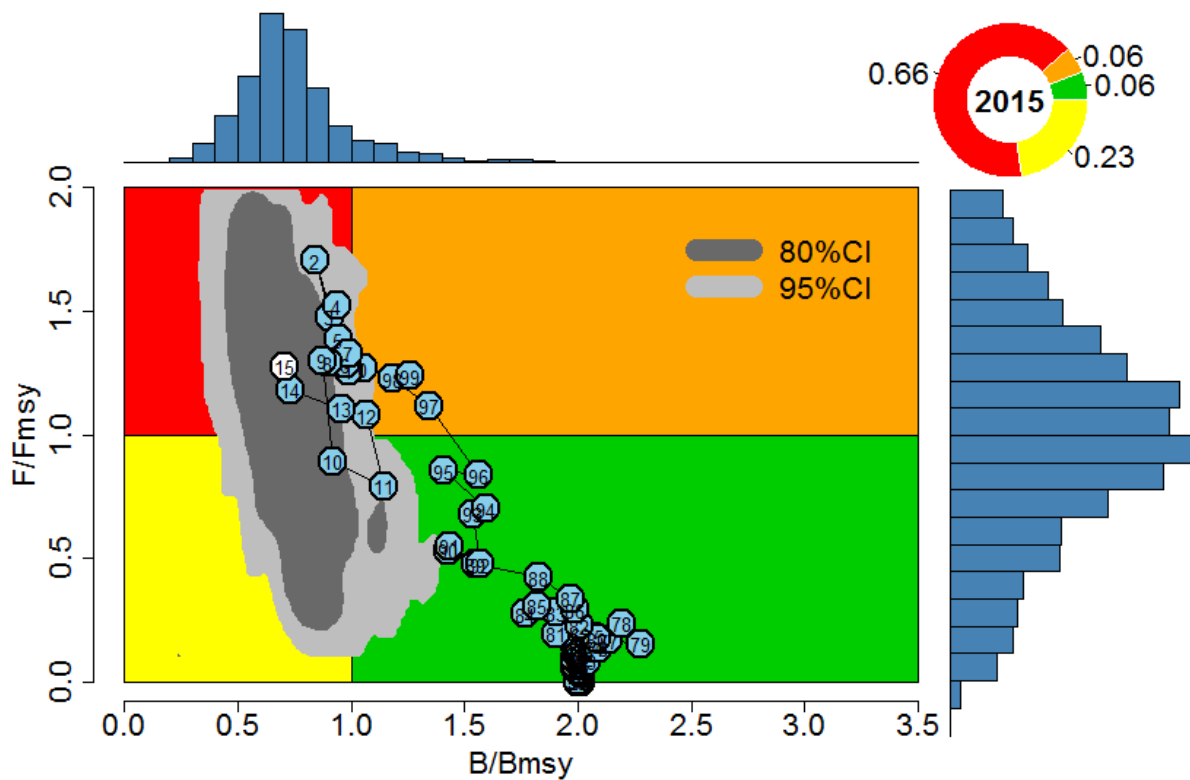


図 4-3(a). BSPM1 による Kobe プロット

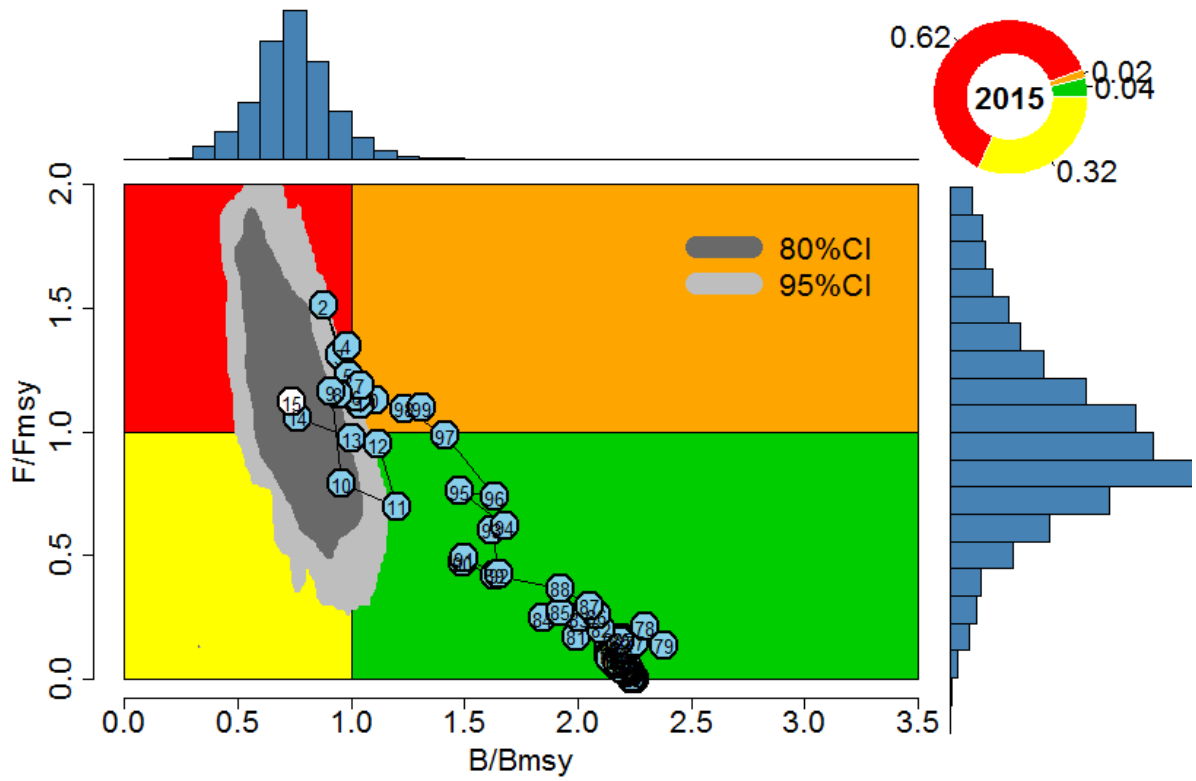


図 4-3(b). BSPM2 による Kobe プロット

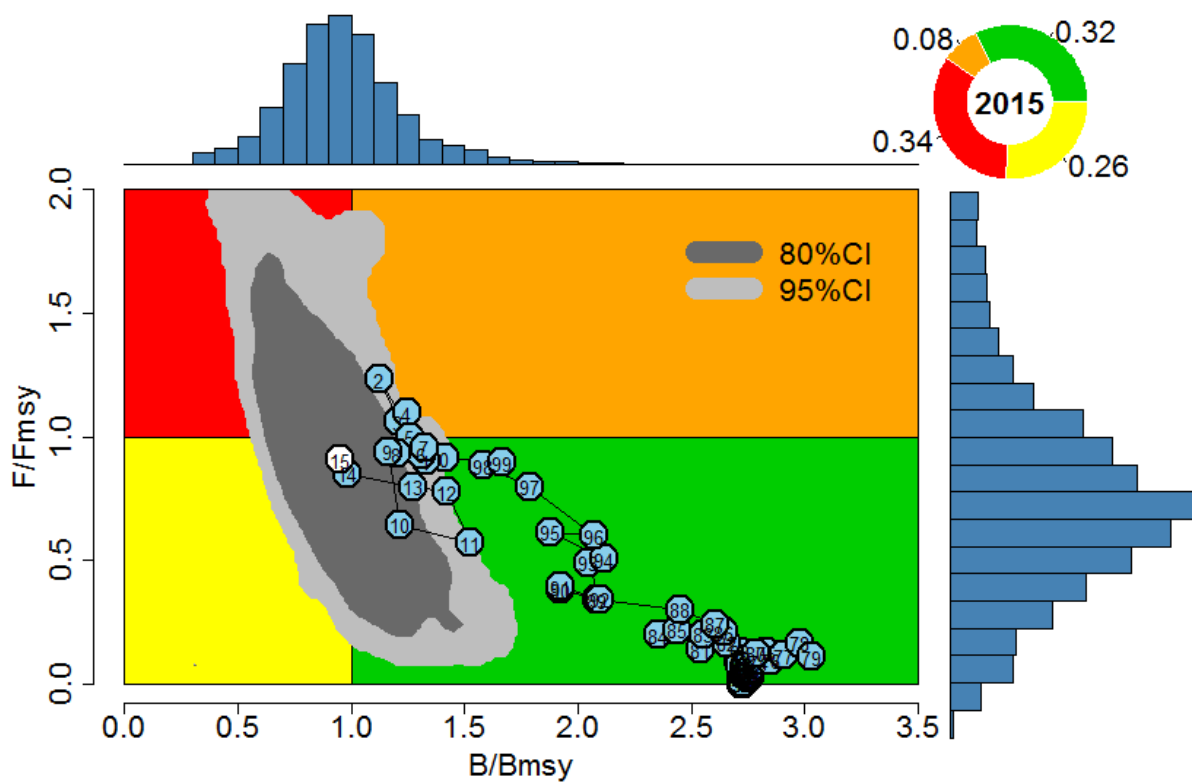


図 4-3(c). BSPM3 による Kobe プロット

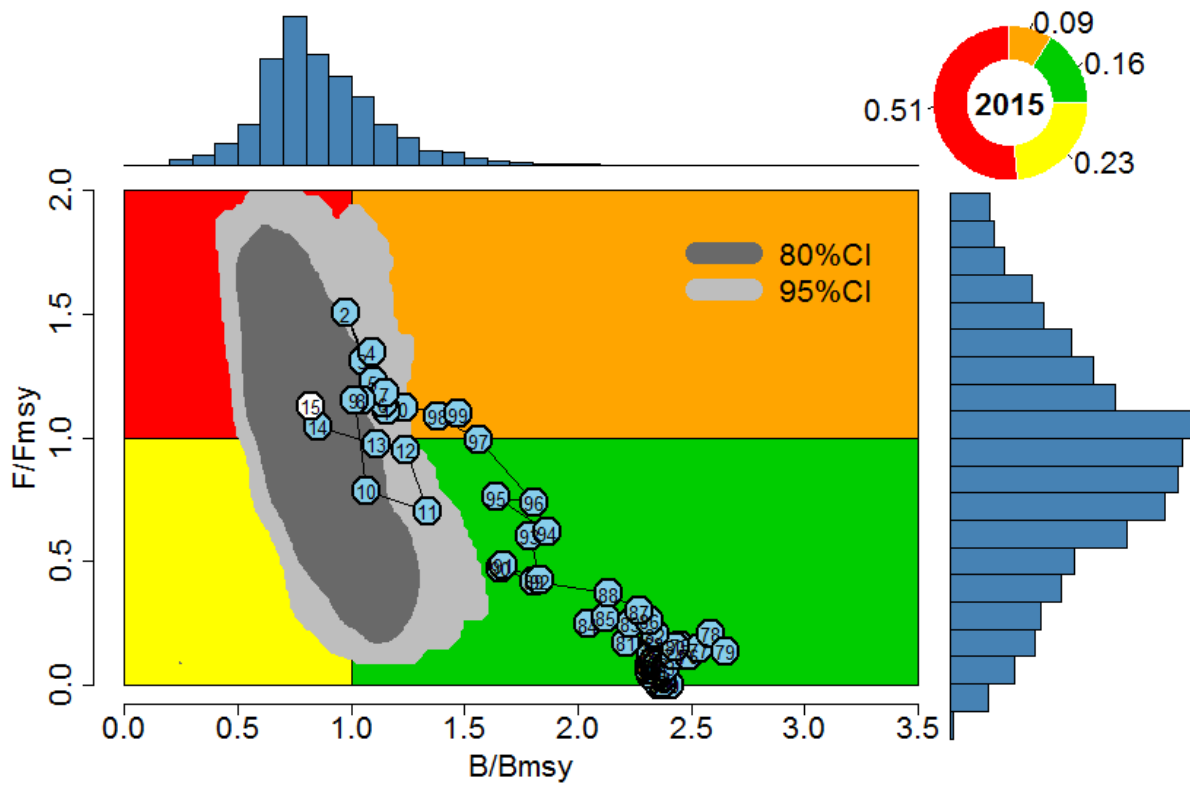


図 4-3(d). BSPM4 による Kobe プロット

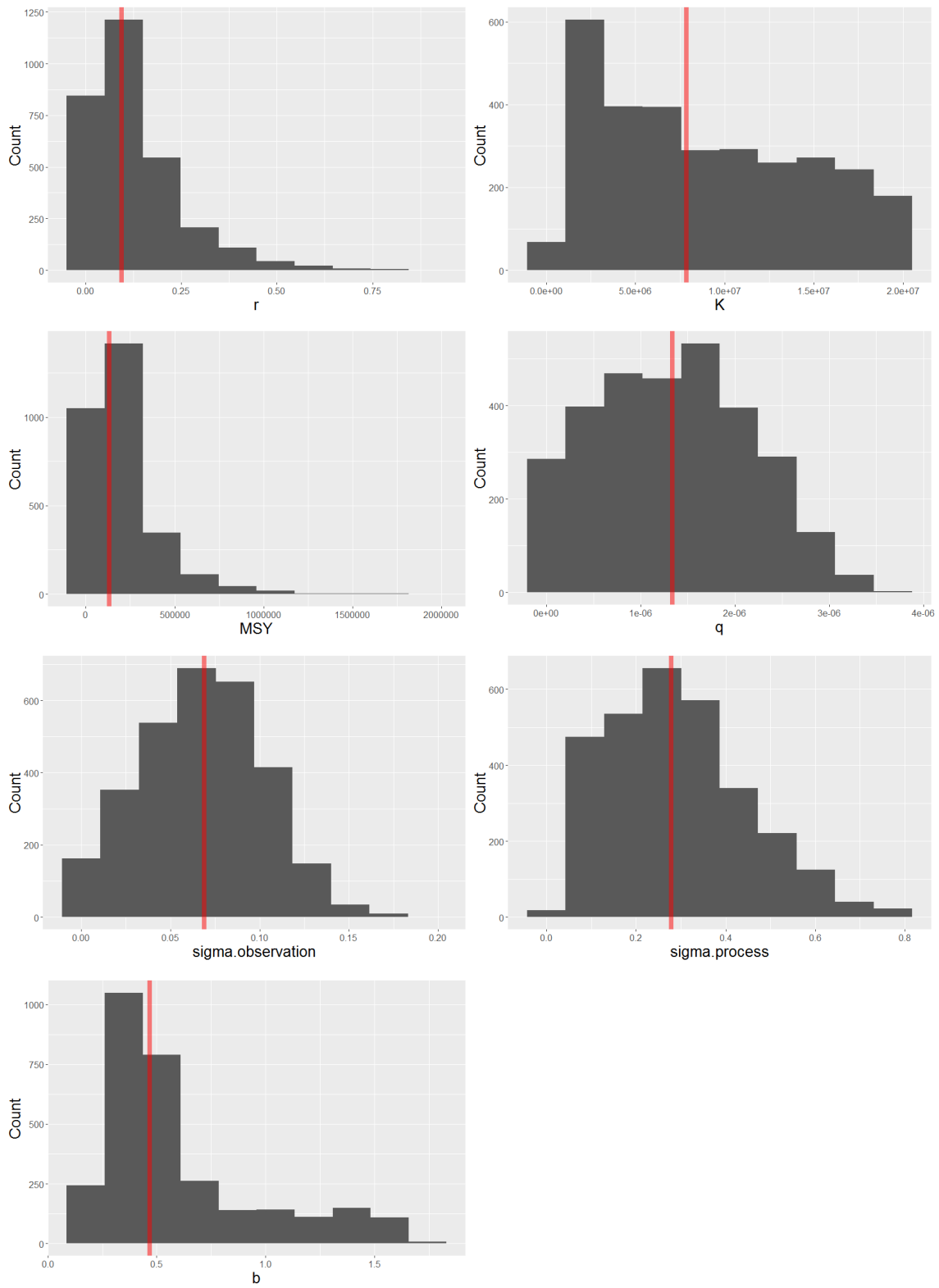


図 4-4(a). BSPM5 による各パラメータのヒストグラムと中央値

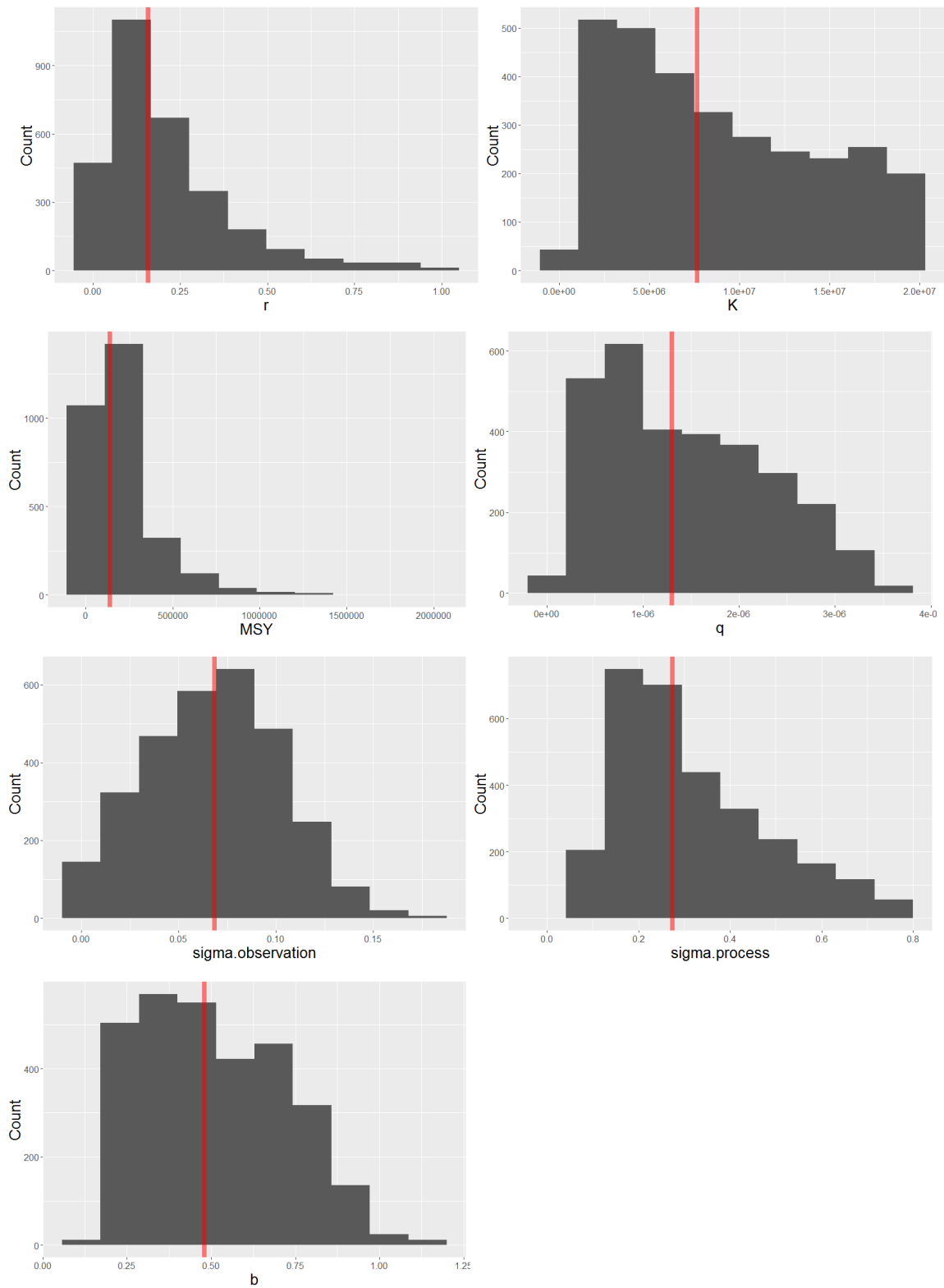


図 4-4(b). BSPM6 による各パラメータのヒストグラムと中央値

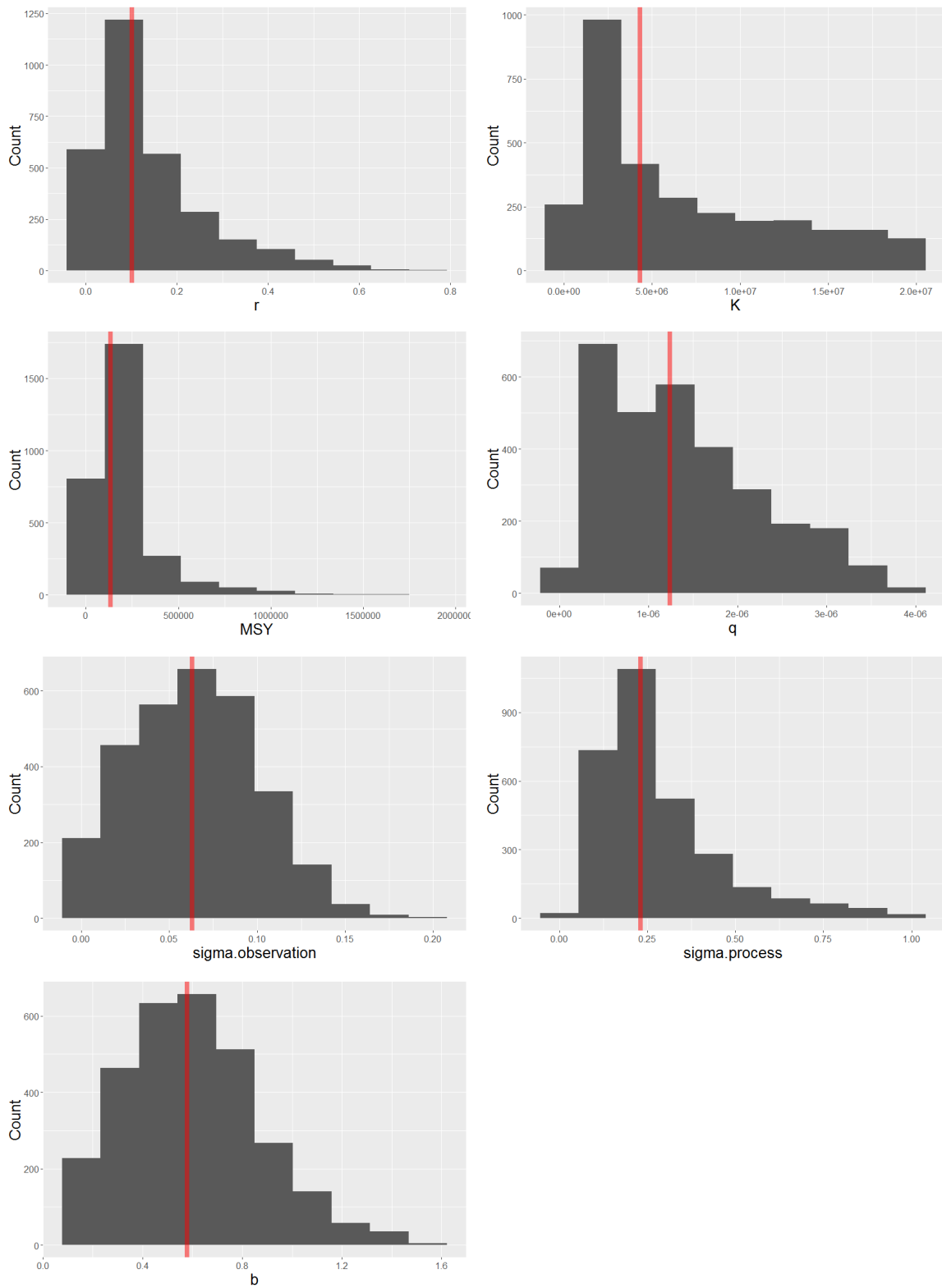


図 4-4(c). BSPM7 による各パラメータのヒストグラムと中央値

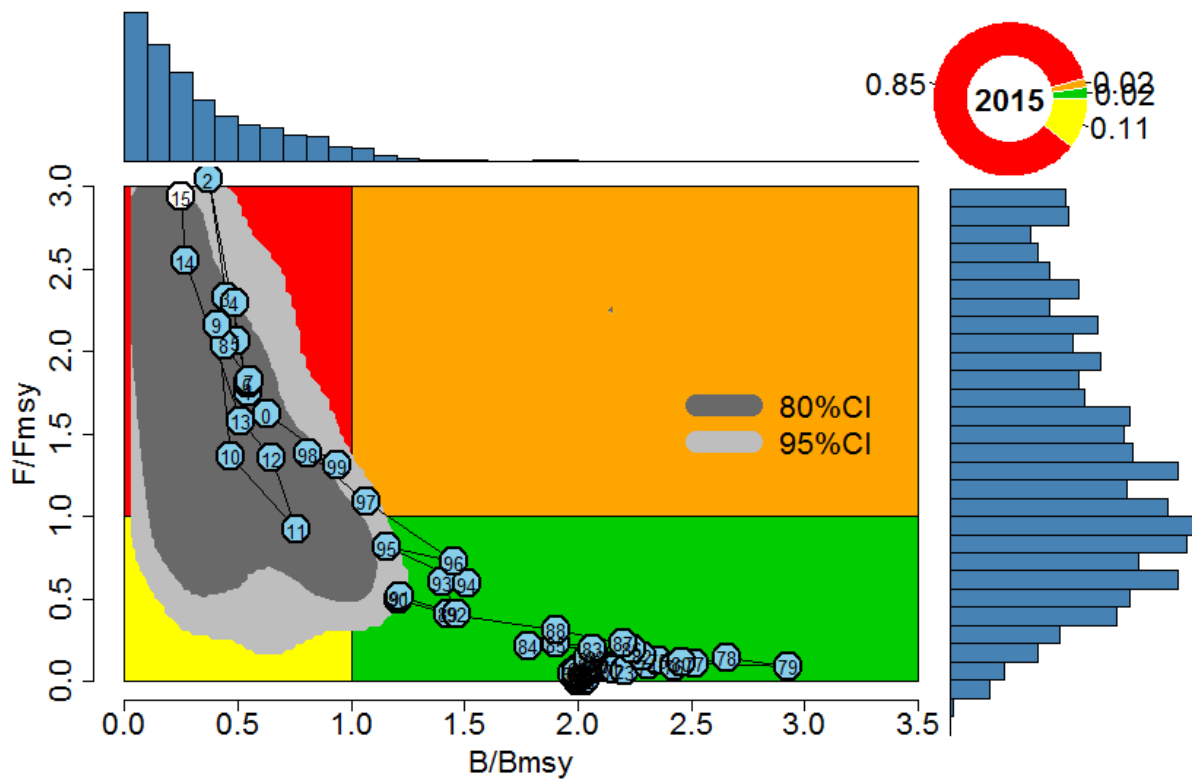


図 4-5(a). BSPM5 による Kobe プロット

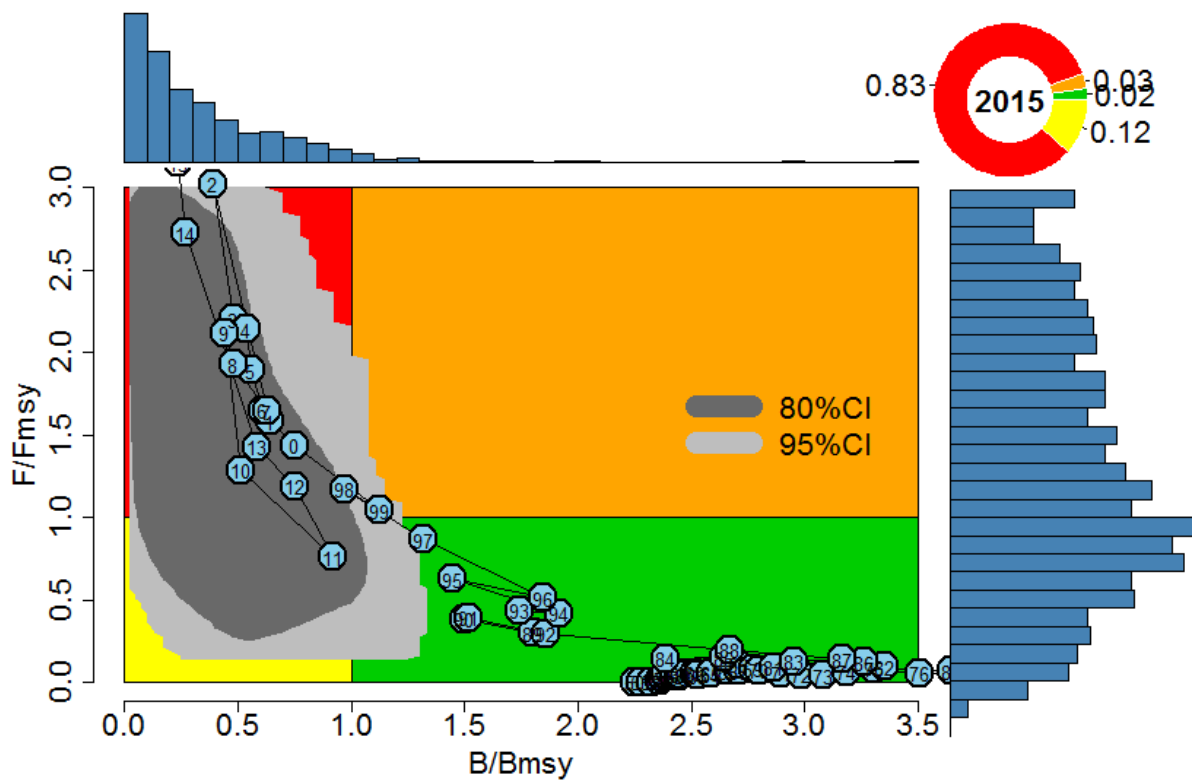


図 4-5(b). BSPM6 による Kobe プロット



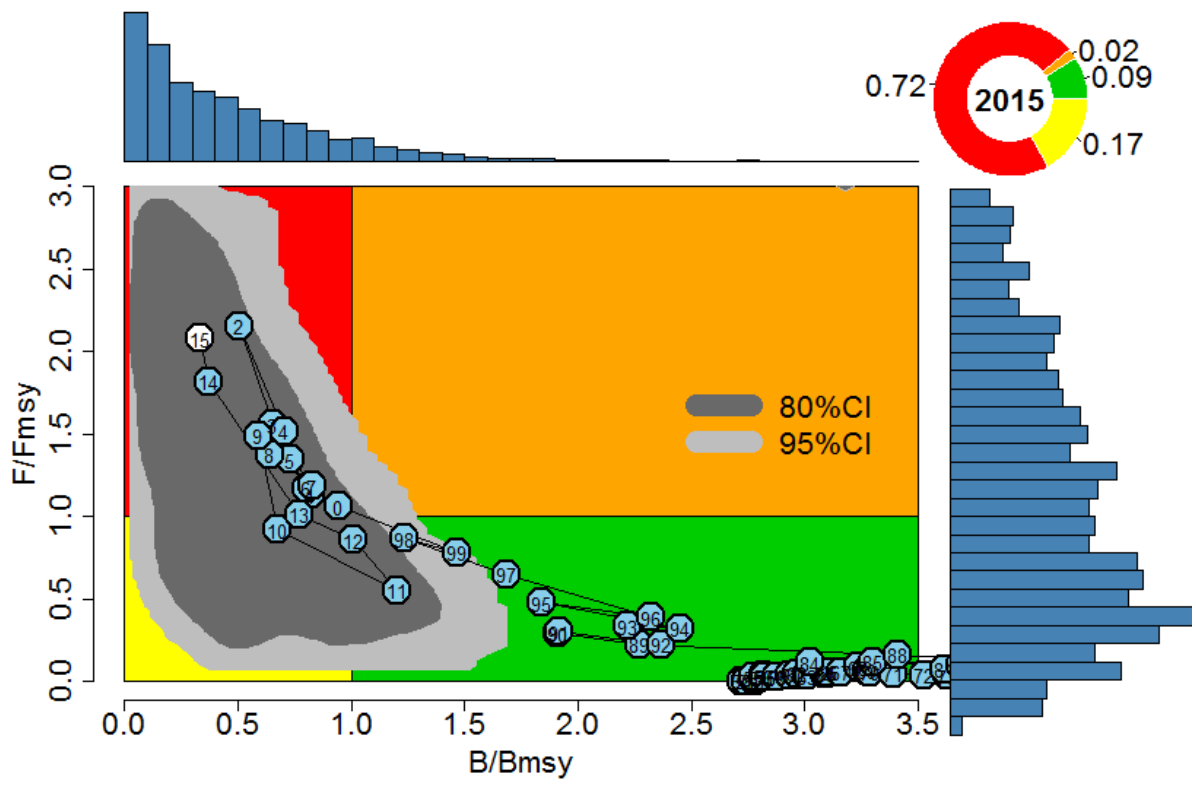


図 4-5(c). BSPM7 による Kobe プロット

表 3-1(a). BSPM1-4 の各モデルによるパラメータの推定値と 95%信用区間上下限值

パラメータ		BSPM1	BSPM2	BSPM3	BSPM4
<b>r</b>	Median	0.114138	0.355031	0.117372	0.437814
	Mean	0.157051	0.437619	0.138226	0.611253
	sd	0.138857	0.323603	0.097574	0.542297
	2.5%	0.004138	0.02256	0.009831	0.015471
	97.5%	0.487579	1.167053	0.3872	1.865037
<b>K(1000t)</b>	Median	3547.321	2191.455	2686.634	3183.417
	Mean	4950.407	3084.252	3532.795	4311.208
	sd	3781.903	2559.404	2579.55	3376.636
	2.5%	1056.034	740.5018	948.9466	779.6919
	97.5%	13699.69	10820.85	11232.41	12797.21
<b>MSY(1000t)</b>	Median	104.2518	115.3256	114.8821	106.1501
	Mean	111.0811	114.8194	124.8525	107.0995
	sd	83.866	49.3283	74.66904	66.05025
	2.5%	6.27301	23.50921	22.00525	8.673526
	97.5%	312.7782	229.4359	320.2811	260.0963
<b>q</b>	Median	2.81E-07	4.88192E-07	4.03369E-07	3.26344E-07
	Mean	3.59E-07	5.90153E-07	4.4677E-07	4.41933E-07
	sd	0.028233	0.03837771	2.88891E-07	3.52959E-07
	2.5%	3.89E-08	1.06345E-07	6.74422E-08	6.13579E-08
	97.5%	9.92E-07	1.4493E-06	1.18015E-06	1.39376E-06
<b>Sigma.obs</b>	Median	0.067021	0.068504	0.066654	0.069149
	Mean	0.066762	0.06835	0.066366	0.068364
	sd	0.034848	0.035883	0.035996	0.035478
	2.5%	0.005966	0.004991	0.004067	0.005929
	97.5%	0.134387	0.14203	0.139169	0.137737
<b>Sigma.pro</b>	Median	0.132349	0.130447	0.130748	0.130189
	Mean	0.130873	0.128209	0.12876	0.129097
	sd	0.032768	0.033682	0.033383	0.034014
	2.5%	0.064422	0.058313	0.059059	0.059537
	97.5%	0.193926	0.189144	0.189158	0.193051
<b>z</b>	Median				0.305148
	Mean				0.468526
	sd				0.446676
	2.5%				0.011289
	97.5%				1.620633

表 3-1(b). BSPM5-7 の各モデルによるパラメータの推定値と 95%信用区間上下限值

パラメータ		BSPM5	BSPM6	BSPM7
<b>r</b>	Median	0.064454	0.085346	0.077218
	Mean	0.092648	0.120539	0.102602
	sd	0.096801	0.117183	0.092499
	2.5%	0.003199	0.00409	0.004005
	97.5%	0.337542	0.434767	0.359654
<b>K(1000t)</b>	Median	206306.5	295981.2	7355.27
	Mean	241720.1	295460.4	8409.039
	sd	172107.6	171295.4	5651.788
	2.5%	16311.22	11497.89	1015.54
	97.5%	577641.7	583374	19186.79
<b>MSY(1000t)</b>	Median	2677.789	2715.879	149.8295
	Mean	5056.059	4910.53	226.3742
	sd	6880.794	5933.46	213.8072
	2.5%	74.96185	74.90711	13.35771
	97.5%	23537.05	21886.04	853.0353
<b>q</b>	Median	2.94785E-06	2.31453E-06	1.58567E-06
	Mean	2.92663E-06	2.25004E-06	1.67217E-06
	sd	1.44552E-06	1.01229E-06	9.77767E-07
	2.5%	3.72524E-07	2.75882E-07	1.37907E-07
	97.5%	5.45644E-06	3.87451E-06	3.56626E-06
<b>Sigma.obs</b>	Median	0.069417	0.063557	0.06307
	Mean	0.06919	0.063165	0.063959
	sd	0.035879	0.033359	0.035305
	2.5%	0.005649	0.004947	0.004233
	97.5%	0.139996	0.127413	0.139062
<b>Sigma.pro</b>	Median	0.679676	0.71522	0.327299
	Mean	0.706187	0.747879	0.381131
	sd	0.268864	0.298759	0.232045
	2.5%	0.259212	0.241231	0.084676
	97.5%	1.300782	1.383516	0.958712
<b>b</b>	Median	0.188443	0.187679	0.408819
	Mean	0.215514	0.220746	0.489232
	sd	0.104613	0.125484	0.299861
	2.5%	0.101068	0.099067	0.153661
	97.5%	0.519154	0.545404	1.358583

#### 4-1-2 DDM

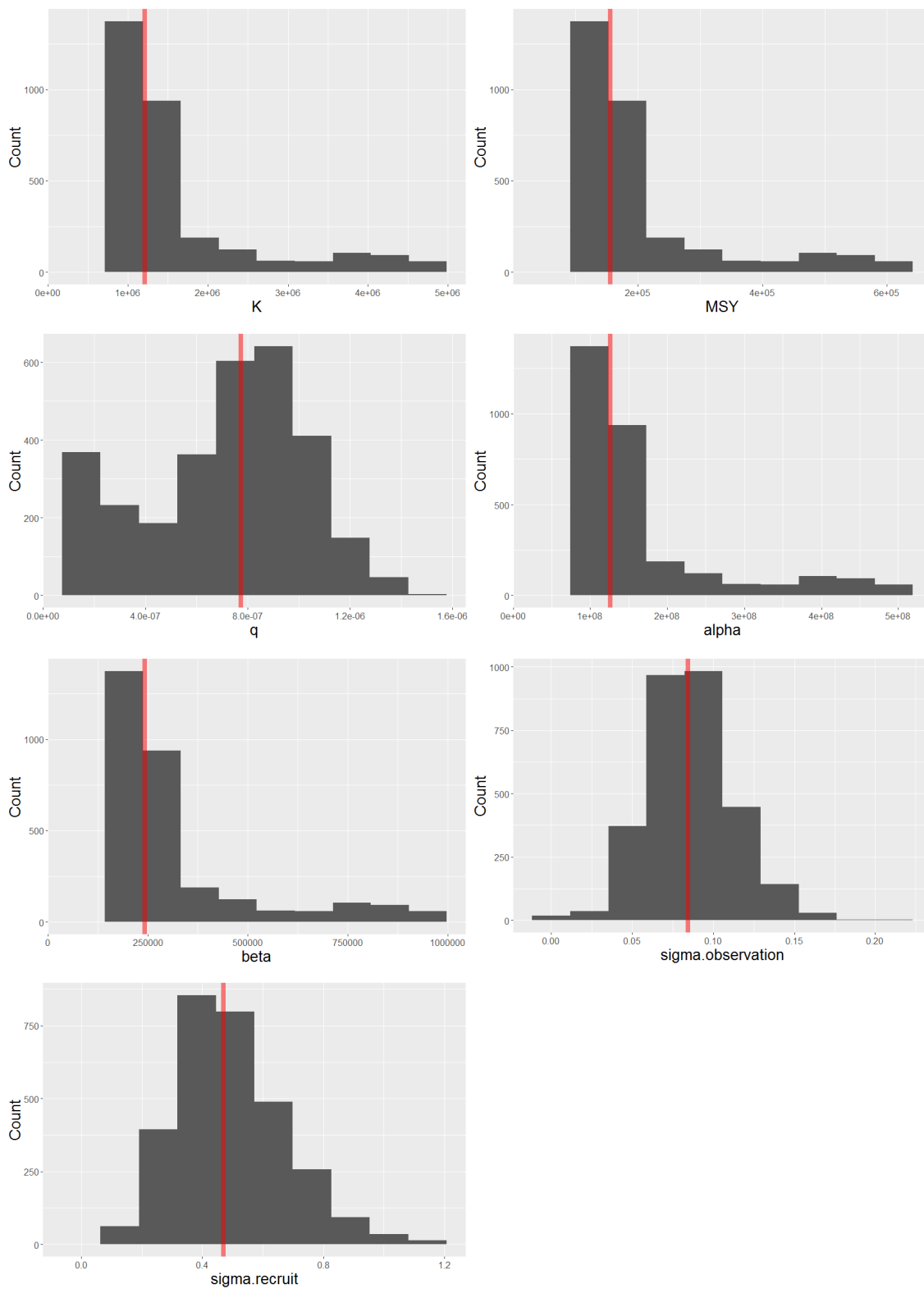


図 4-6(a). DDM1 による各パラメータのヒストグラムと中央値

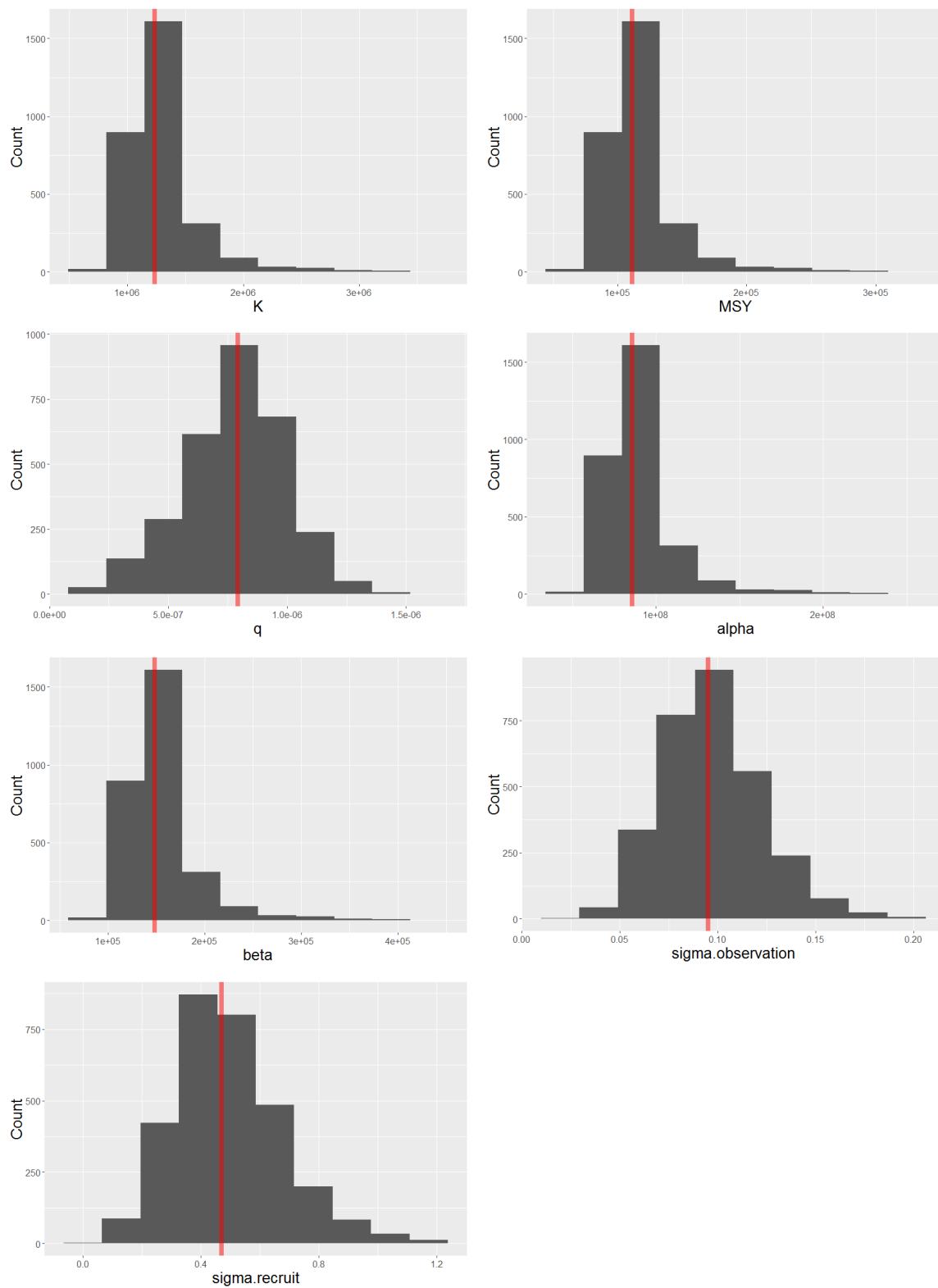


図 4-6(b). DDM2 による各パラメータのヒストグラムと中央値

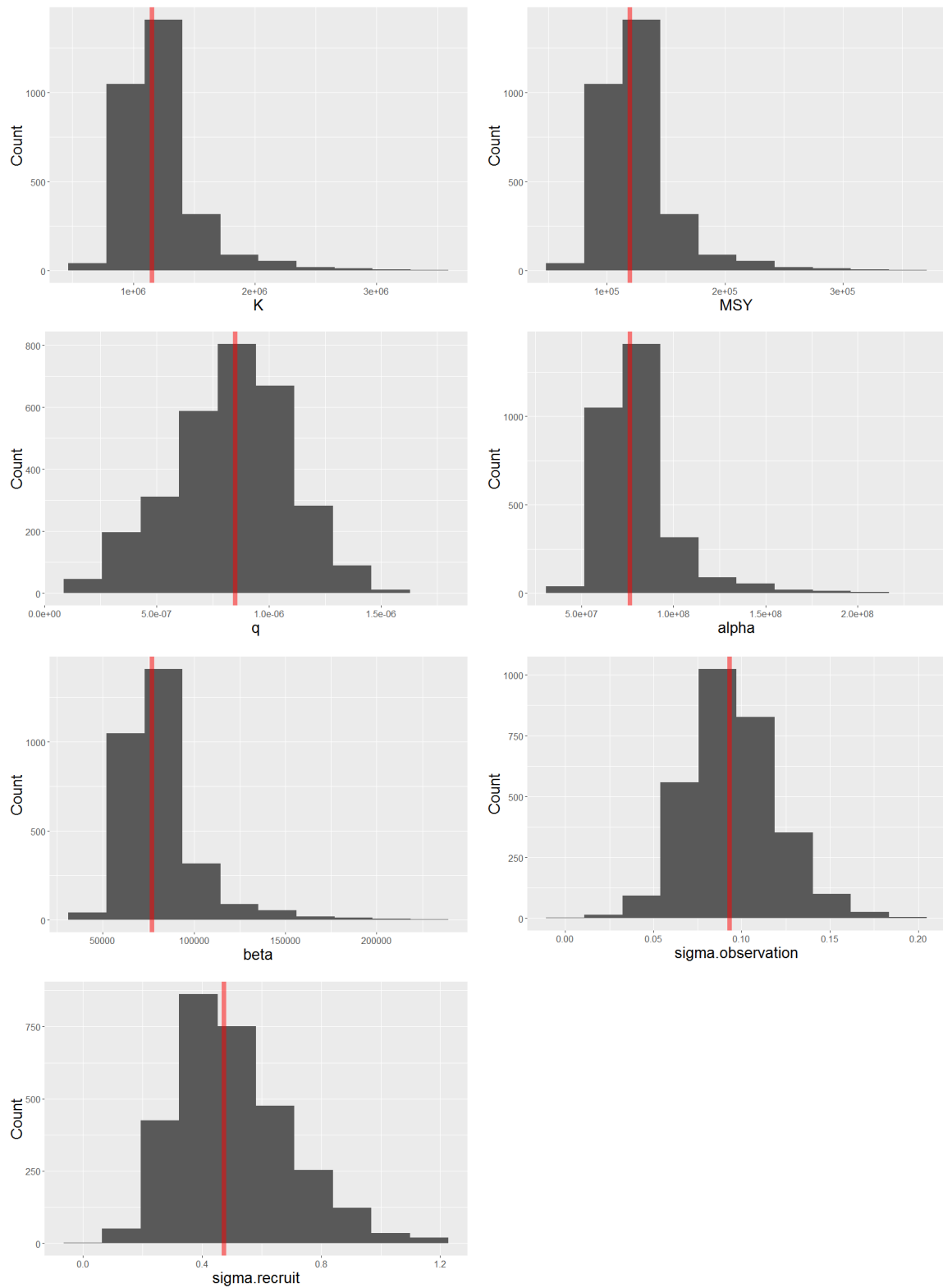


図 4-6(c). DDM3 による各パラメータのヒストグラムと中央値

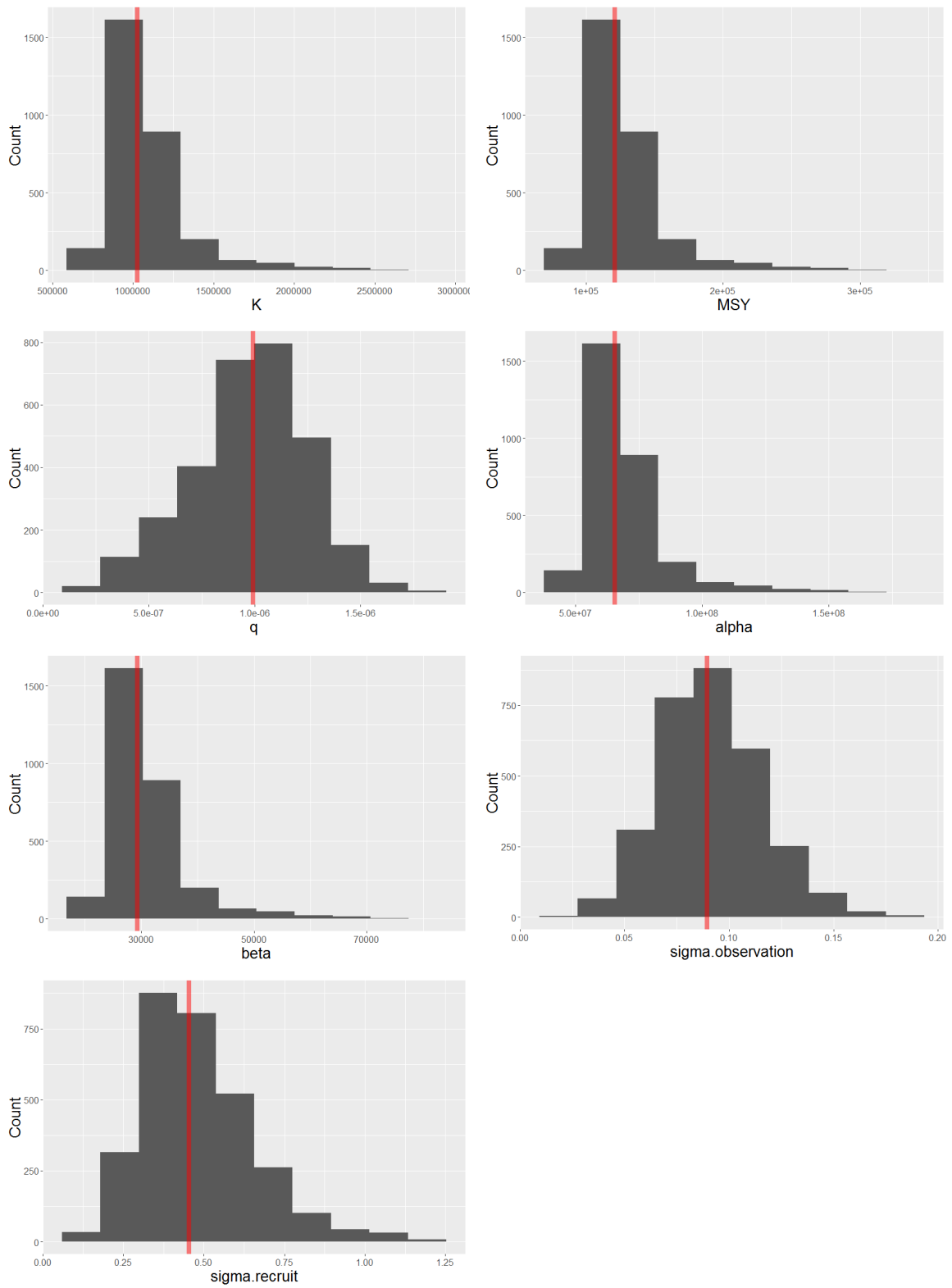


図 4-6(d). DDM4 による各パラメータのヒストグラムと中央値

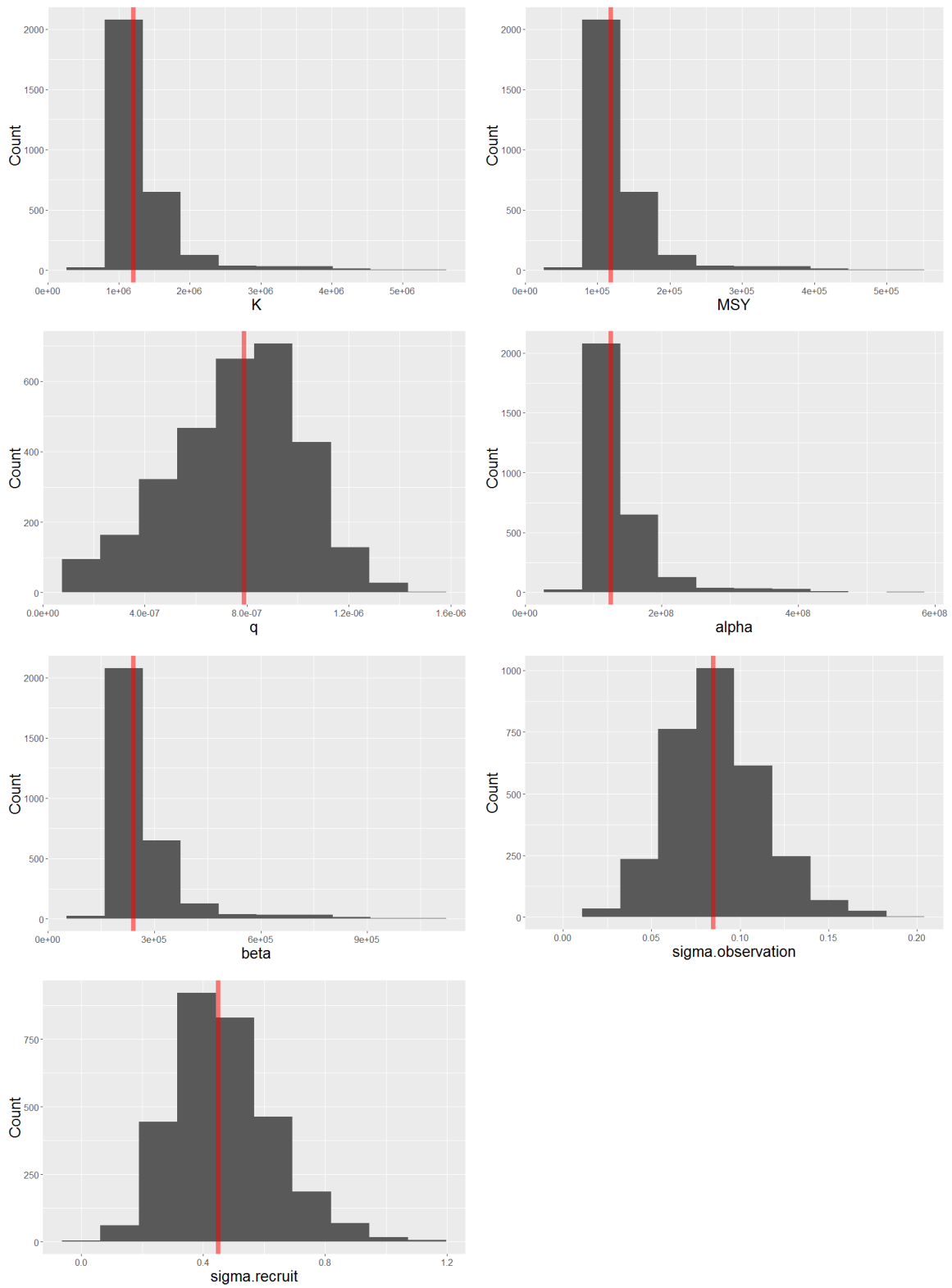


図 4-6(e). DDM5 による各パラメータのヒストグラムと中央値



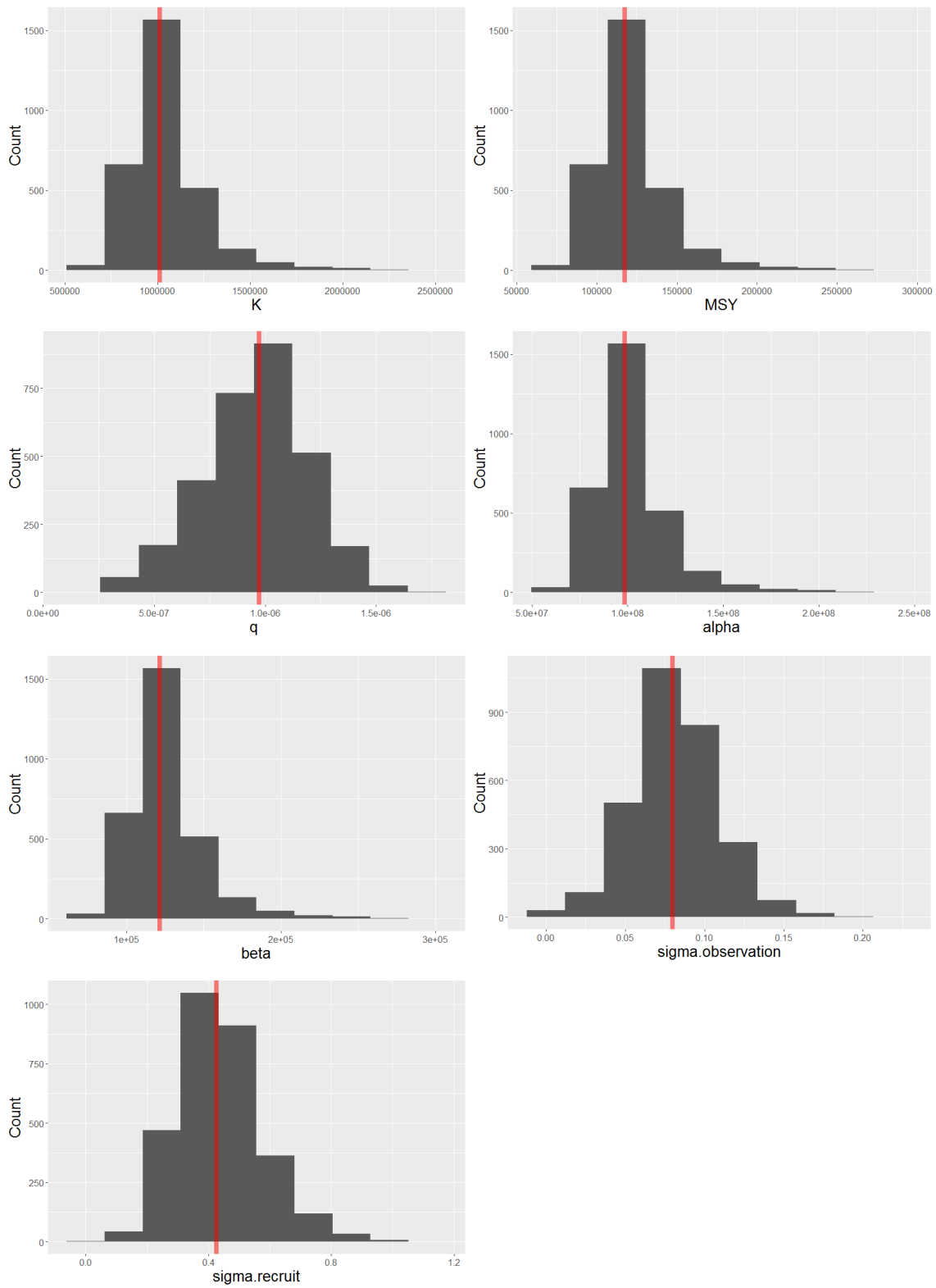


図 4-6(f). DDM6 による各パラメータのヒストグラムと中央値

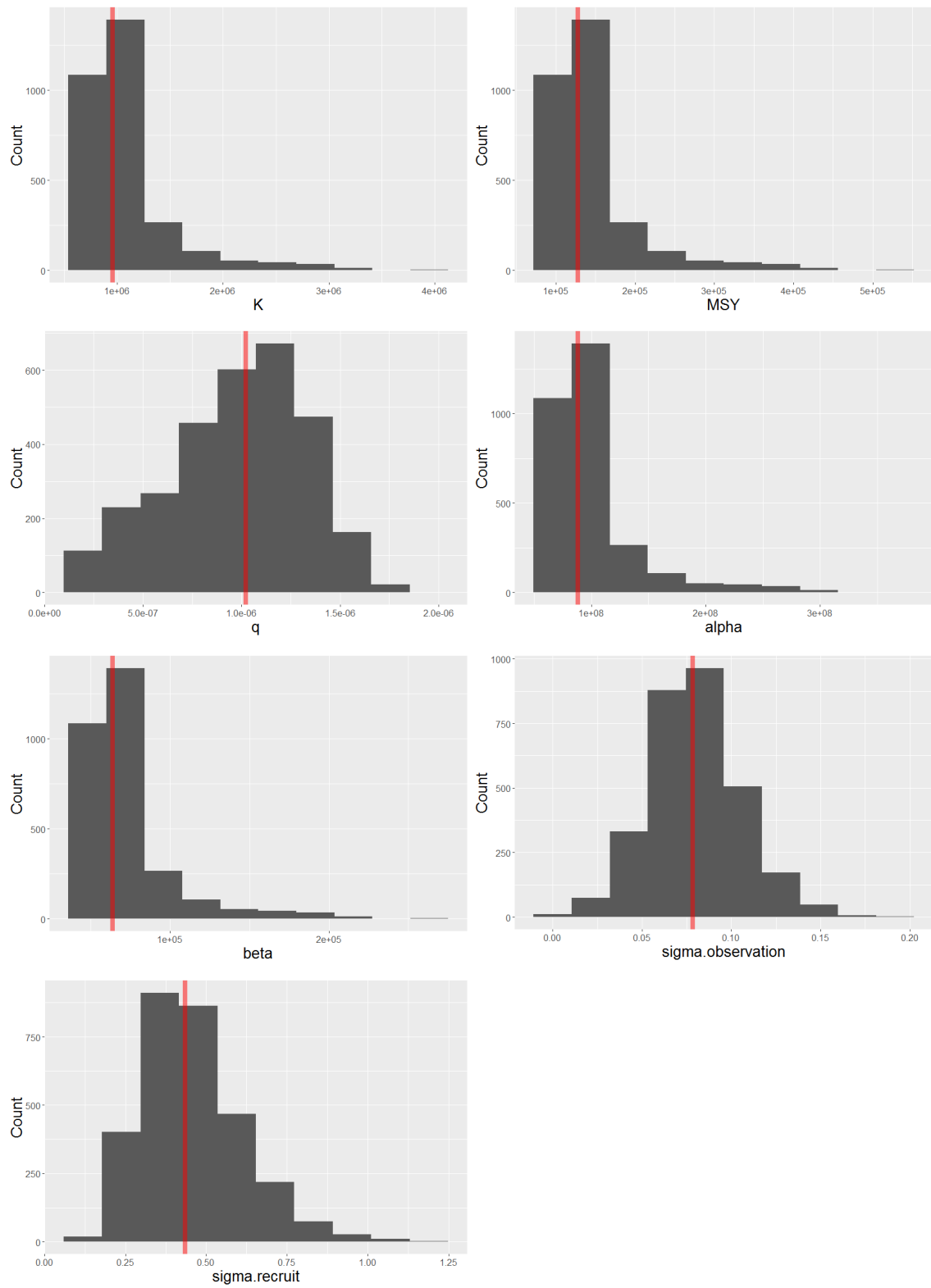


図 4-6(g). DDM7 による各パラメータのヒストグラムと中央値

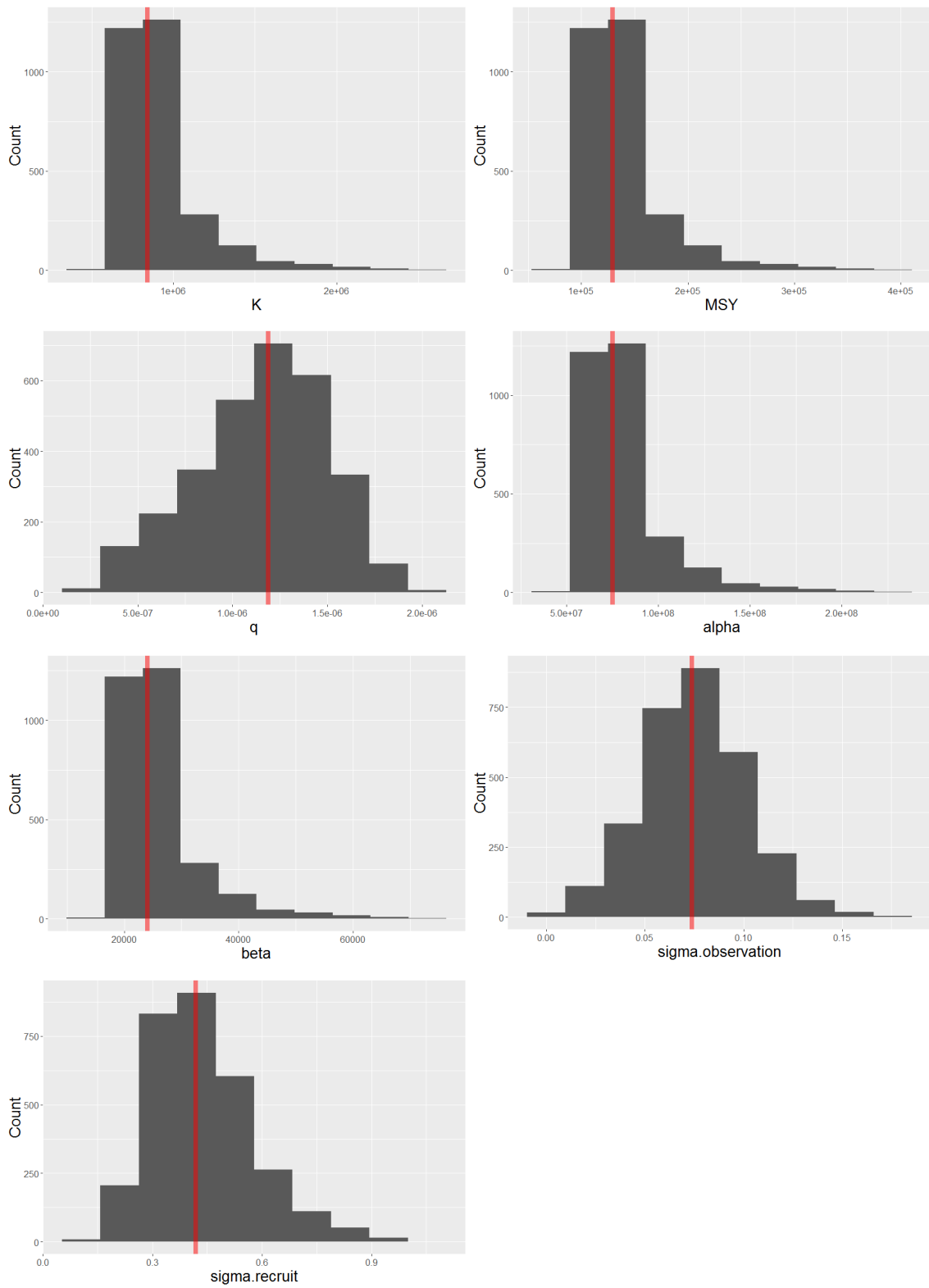


図 4-6(h). DDM8 による各パラメータのヒストグラムと中央値

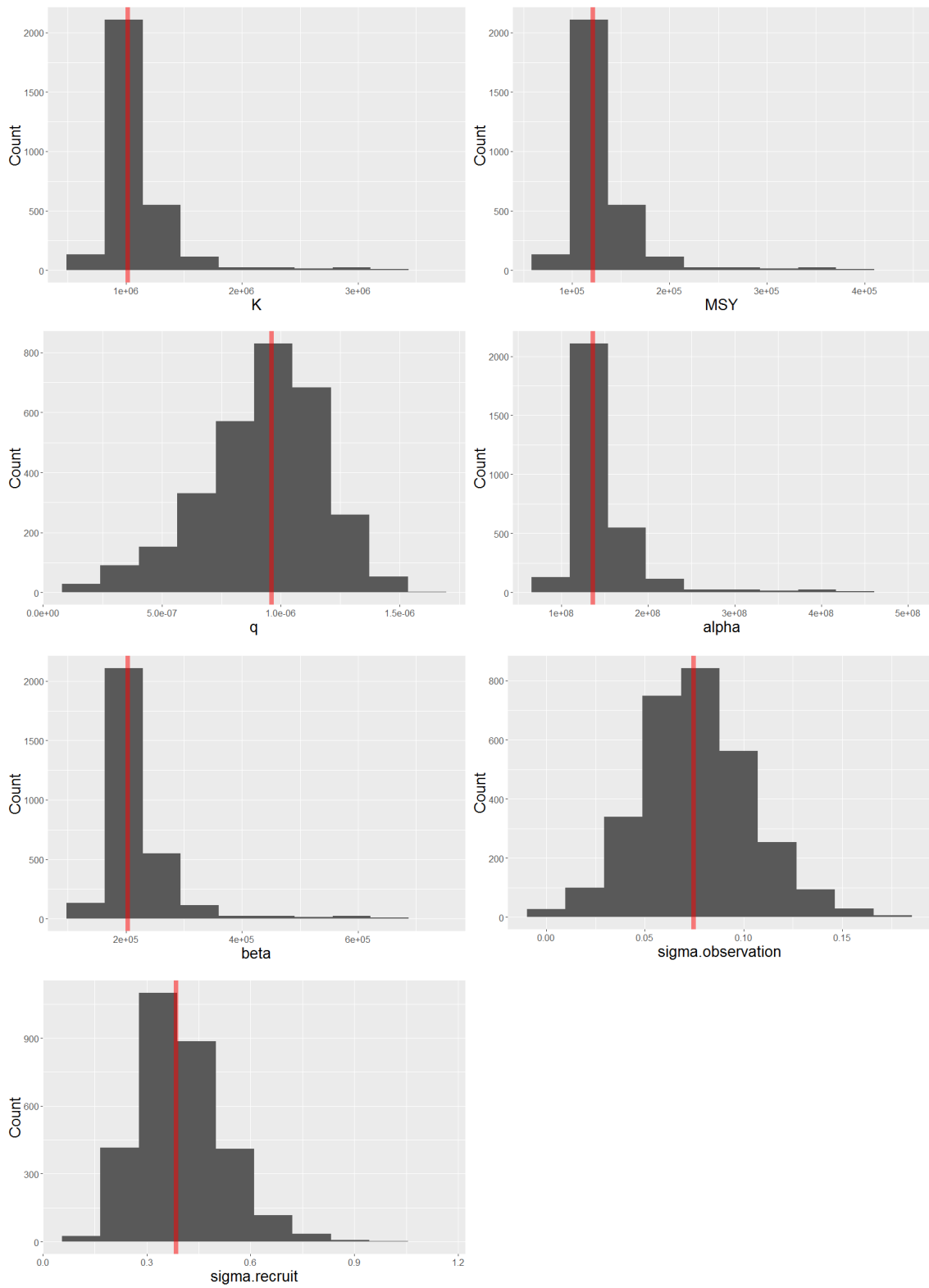


図 4-6(i). DDM9 による各パラメータのヒストグラムと中央値

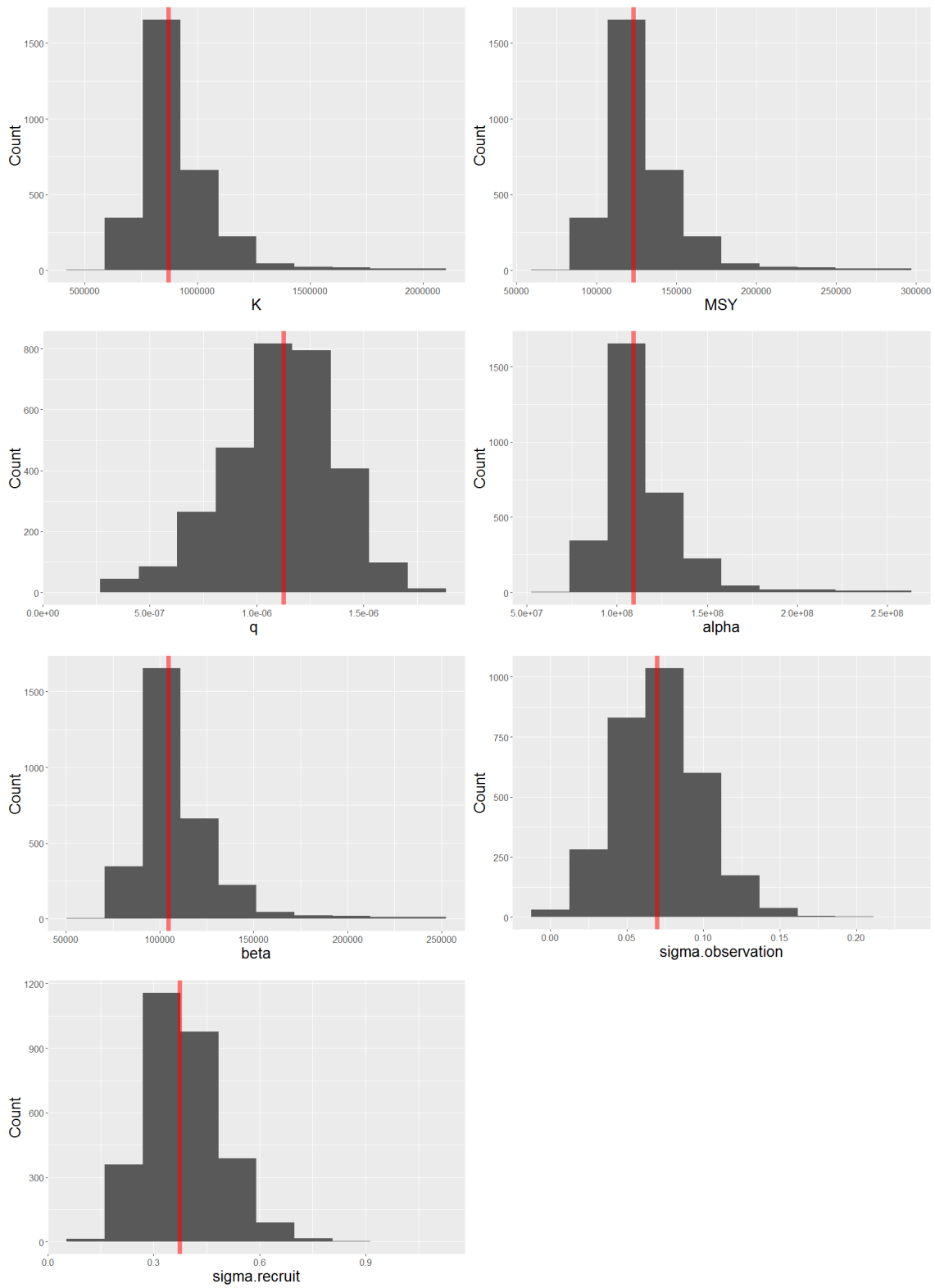


図 4-6(j). DDM10 による各パラメータのヒストグラムと中央値

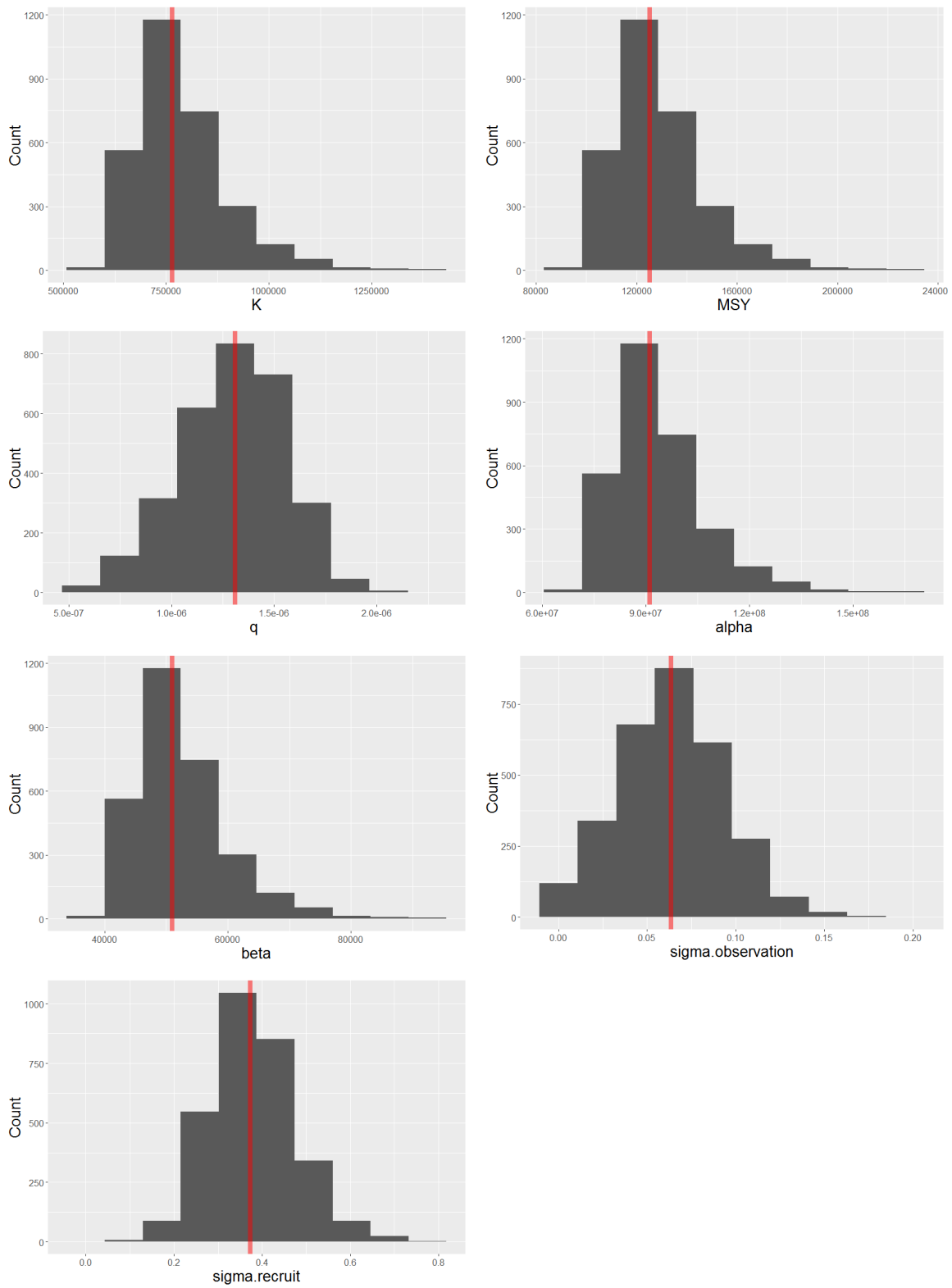


図 4-6(k). DDM11 による各パラメータのヒストグラムと中央値

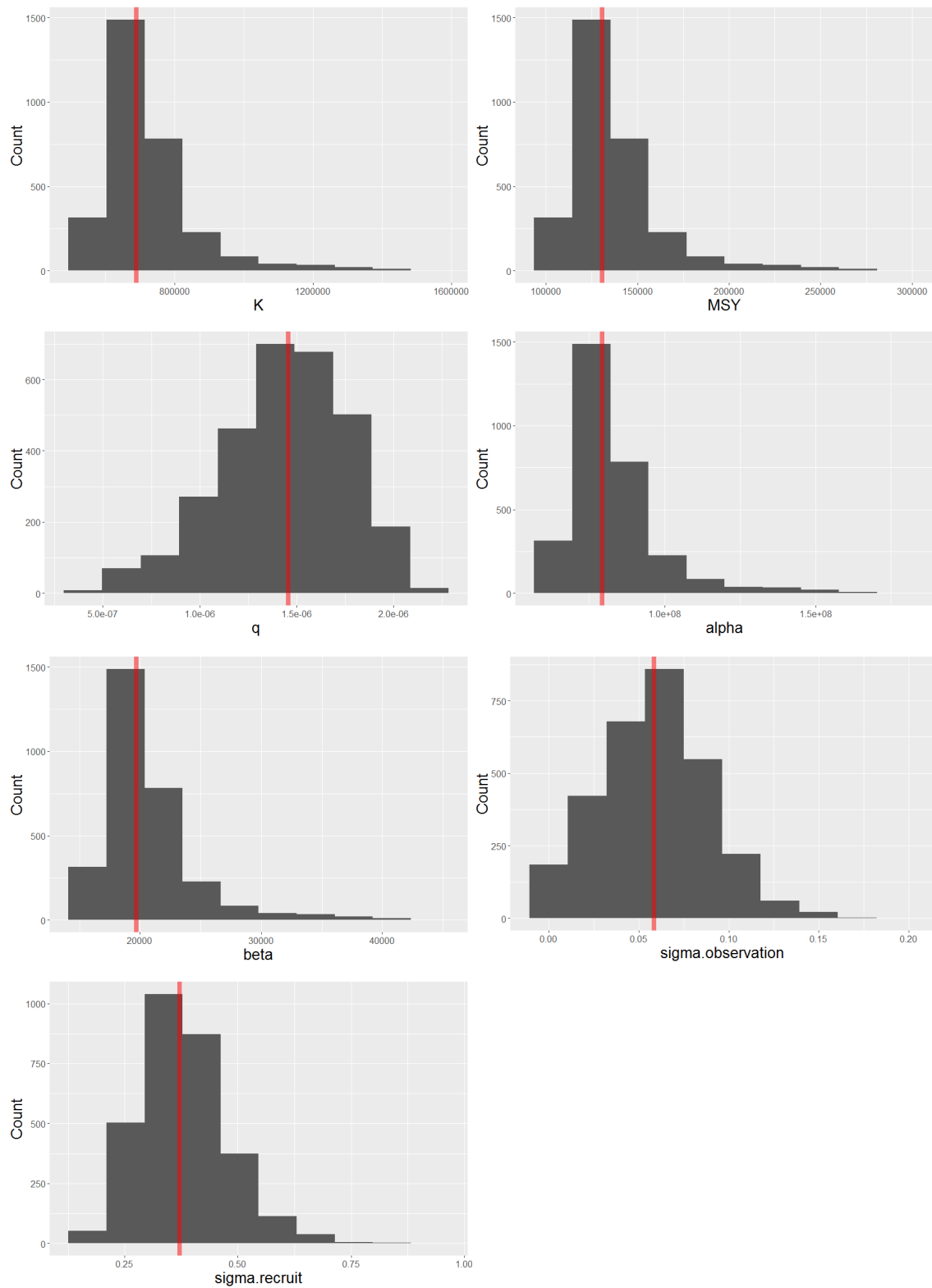
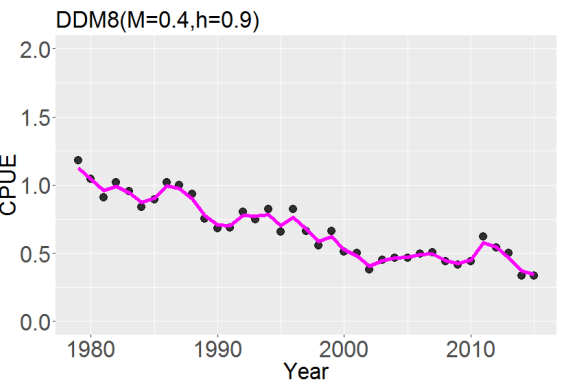
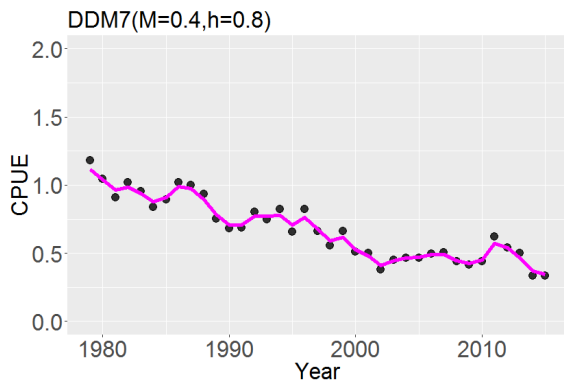
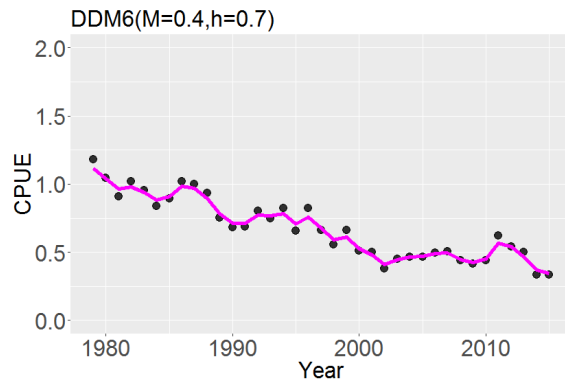
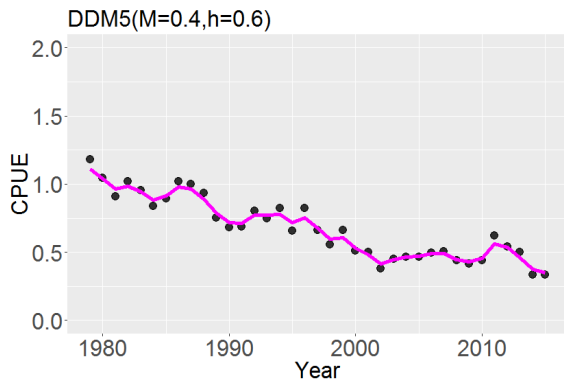
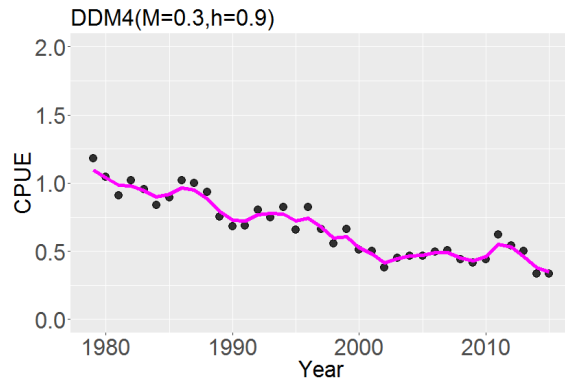
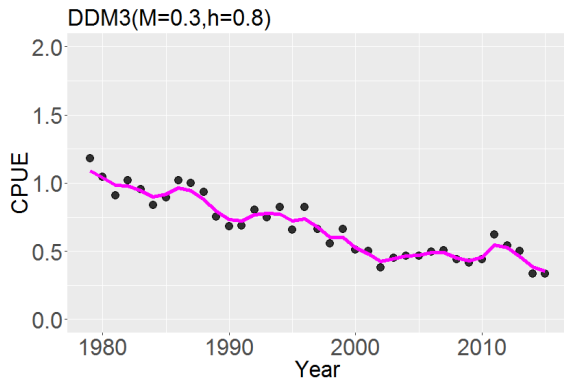
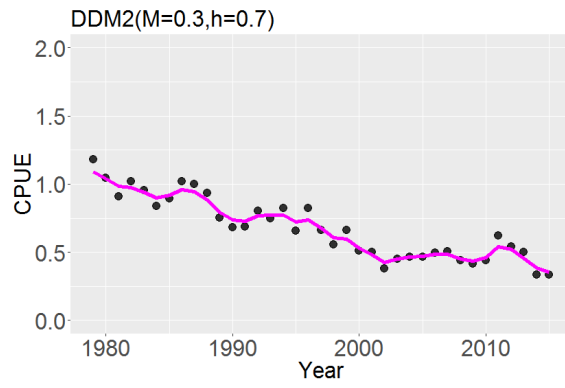
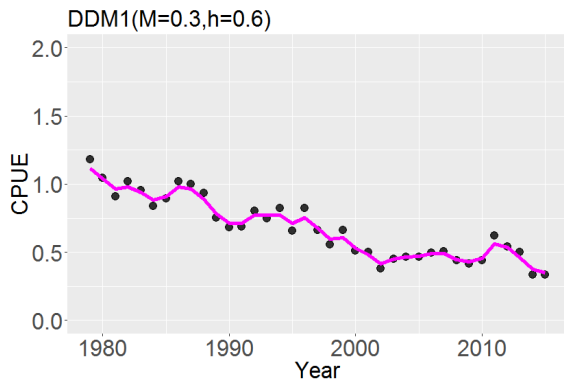


図 4-6(1). DDM12 による各パラメータのヒストグラムと中央値





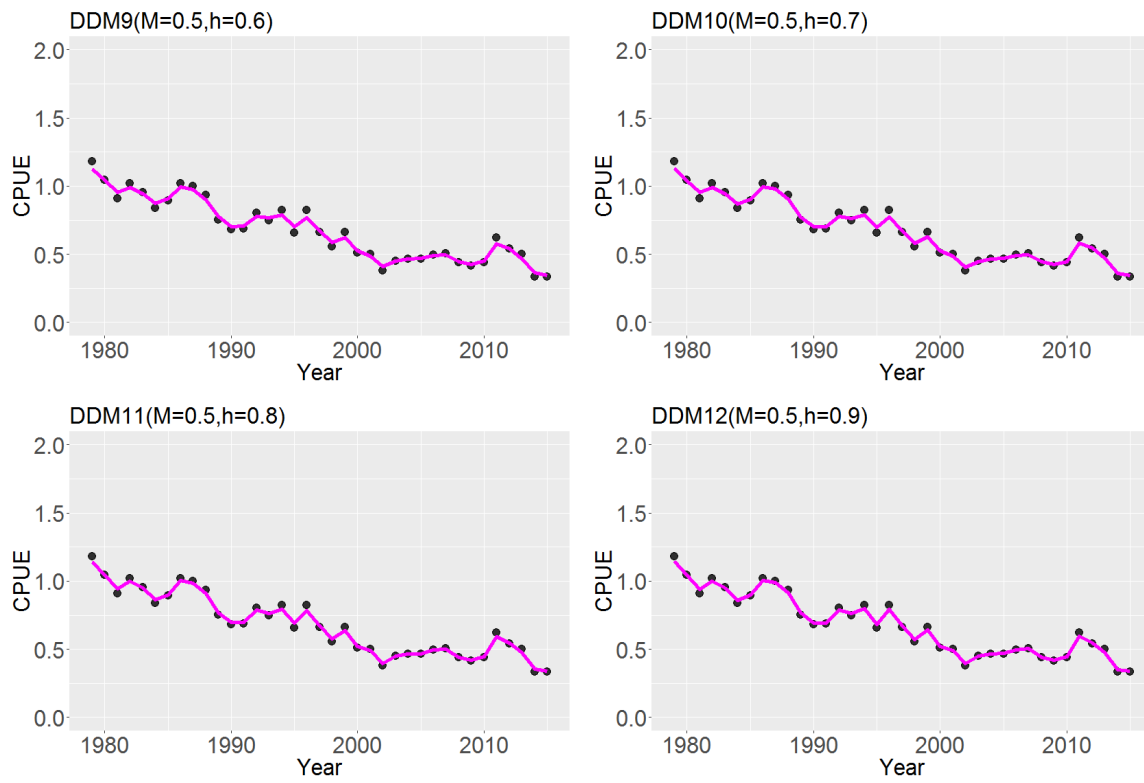


図 4-7. DDM1-12 による CPUE のフィッティング

表 3-2(a). DDM1-6 の各モデルによるパラメータの推定値と 95%信用区間上下限值

パラメータ		DDM1	DDM2	DDM3	DDM4	DDM5	DDM6
<b>K(1000t)</b>	Median	1174.414	1246.581	1137.459	1077.559	1197.556	1017.711
	Mean	1276.25	1353.254	1192.163	1399.066	1371.774	1167.387
	sd	409.0856	554.177	267.9925	1012.595	575.4698	553.865
	2.5%	877.44	897.5628	854.5811	800.5048	896.5157	670.4359
	97.5%	2521.686	2746.637	1951.031	5372.878	3246.263	3184.913
<b>MSY(1000t)</b>	Median	151.0493	112.2716	117.5938	127.032	117.7057	117.9747
	Mean	164.147	121.8789	123.2492	164.9342	134.8294	135.3254
	sd	52.61523	49.91117	27.70583	119.3735	56.56194	64.20494
	2.5%	112.8534	80.83773	88.34902	94.3705	88.11699	77.71803
	97.5%	324.3309	247.3719	201.7032	633.4018	319.0726	369.2003
<b>alpha(1000)</b>	Median	122214.6	86601.58	75257.87	68748.4	124622.8	98846.89
	Mean	132812.1	94012.3	78877.22	89260.65	142752.8	113384.5
	sd	42571.21	38499.39	17731.22	64603.69	59885.88	53795.08
	2.5%	91310.2	62354.83	56541.75	51072.33	93295.3	65117.23
	97.5%	262417.6	190812.3	129086.3	342790.4	337820.2	309340.1
<b>beta</b>	Median	234882.9	149589.7	75830.63	30787.39	239511.1	122125.3
	Mean	255250	162390.5	79477.53	39973.32	274354.9	140086.5
	sd	81817.11	66501.24	17866.17	28931.27	115094	66463.8
	2.5%	175488	107707.5	56972.07	22871.57	179303.1	80452.31
	97.5%	504337.2	329596.4	130068.8	153510.8	649252.6	382189.5
<b>q</b>	Median	8.21E-07	7.80E-07	8.65E-07	9.05E-07	7.99E-07	9.61E-07
	Mean	7.97E-07	7.63E-07	8.51E-07	8.59E-07	7.53E-07	9.30E-07
	sd	2.36E-07	2.30E-07	2.40E-07	3.47E-07	2.6E-07	3.11E-07
	2.5%	2.65E-07	1.99E-07	3.31E-07	9.84E-08	1.85E-07	1.88E-07
	97.5%	1.20E-06	1.17E-06	1.31E-06	1.43E-06	1.18E-06	1.49E-06
<b>Sigma.obs</b>	Median	0.085233	0.094179	0.093589	0.091181	0.084542	0.079652
	Mean	0.087178	0.096257	0.095171	0.092661	0.086433	0.080076
	sd	0.02672	0.02548	0.025	0.024212	0.026122	0.028414
	2.5%	0.040653	0.051277	0.051979	0.050067	0.041941	0.014788
	97.5%	0.146517	0.152557	0.15016	0.145113	0.142504	0.13776
<b>Sigma.pro</b>	Median	0.42993	0.474674	0.465043	0.486009	0.450661	0.438215
	Mean	0.445502	0.502766	0.489607	0.524989	0.468561	0.456368
	sd	0.15489	0.194963	0.17759	0.205236	0.165175	0.152707
	2.5%	0.187645	0.188342	0.211985	0.221221	0.192394	0.212985
	97.5%	0.794806	0.953771	0.901352	1.02365	0.850327	0.803246

表 3-2(b). DDM7-12 の各モデルによるパラメータの推定値と 95%信用区間上下限值

パラメータ		DDM7	DDM8	DDM9	DDM10	DDM11	DDM12
<b>K(1000t)</b>	Median	954.3068	841.4219	1016.287	873.4804	764.4282	689.8975
	Mean	1086.171	909.7695	1097.16	911.5652	783.9242	721.4085
	sd	417.5861	245.1077	326.7311	181.7144	111.6091	131.0219
	2.5%	725.0741	663.0558	788.2971	684.9265	624.4402	571.3989
	97.5%	2484.33	1610.439	2033.102	1378.171	1069.112	1115.582
<b>MSY(1000t)</b>	Median	127.634	129.3296	121.305	123.4234	125.2011	130.7614
	Mean	145.2702	139.8349	130.9581	128.8048	128.3942	136.7339
	sd	55.85016	37.67395	38.99894	25.67637	18.27978	24.83356
	2.5%	96.9752	101.9141	94.09191	96.78056	102.2733	108.3015
	97.5%	332.2675	247.5304	242.6731	194.7365	175.1035	211.4445
<b>alpha(1000)</b>	Median	88274.93	75053.14	136318.3	109352.2	91142.67	79318.66
	Mean	100472.6	81149.62	147166	114120.1	93467.18	82941.53
	sd	38627.4	21863.12	43825.62	22749.08	13307.14	15063.81
	2.5%	67070.53	59143.25	105737.1	85746.88	74451.93	65694.68
	97.5%	229804.6	143647.9	272707.3	172535.1	127470.1	128260.3
<b>beta</b>	Median	63620.45	24040.62	203257.4	104817.6	50961.88	19711.36
	Mean	72411.41	25993.42	219432	109387.8	52261.61	20611.67
	sd	27839.08	7003.078	65346.21	21805.73	7440.606	3743.484
	2.5%	48338.27	18944.45	157659.4	82191.18	41629.35	16325.68
	97.5%	165622	46012.54	406620.4	165380.5	71274.16	31873.76
<b>q</b>	Median	1.02E-06	1.18E-06	9.60E-07	1.12E-06	1.30E-06	1.45E-06
	Mean	9.79E-07	1.15E-06	9.24E-07	1.10E-06	1.29E-06	1.43E-06
	sd	3.46E-07	3.41E-07	2.48E-07	2.58E-07	2.54E-07	3.23E-07
	2.5%	2.56E-07	4.34E-07	3.27E-07	5.59E-07	7.52E-07	6.91E-07
	97.5%	1.55E-06	1.74E-06	1.35E-06	1.57E-06	1.74E-06	1.97E-06
<b>Sigma.obs</b>	Median	0.078488	0.07378	0.074769	0.069945	0.063488	0.058579
	Mean	0.079987	0.074921	0.075904	0.071264	0.063806	0.058642
	sd	0.025893	0.026283	0.028057	0.027901	0.0297	0.029865
	2.5%	0.030812	0.022396	0.021432	0.019235	0.007435	0.003878
	97.5%	0.133915	0.12894	0.133916	0.130201	0.124285	0.119983
<b>Sigma.pro</b>	Median	0.435117	0.418727	0.385713	0.373596	0.372679	0.371618
	Mean	0.456262	0.438321	0.399591	0.384075	0.379393	0.379115
	sd	0.155873	0.139642	0.121538	0.104918	0.097418	0.096000
	2.5%	0.214652	0.226945	0.199836	0.20936	0.208502	0.220515
	97.5%	0.816386	0.77203	0.674904	0.60935	0.588814	0.599053

### 4-1-3 ASAP

予備的解析として、1979-2015年のデータを用いて二つの設定下で ASAP による推定を行った。

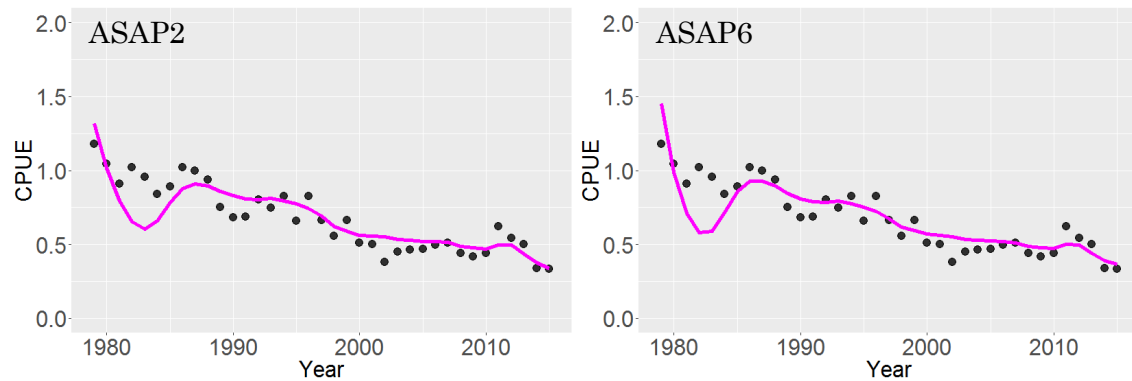


図 4-8. ASAP2 と ASAP6 による CPUE のフィッティング (1979-2015 年)

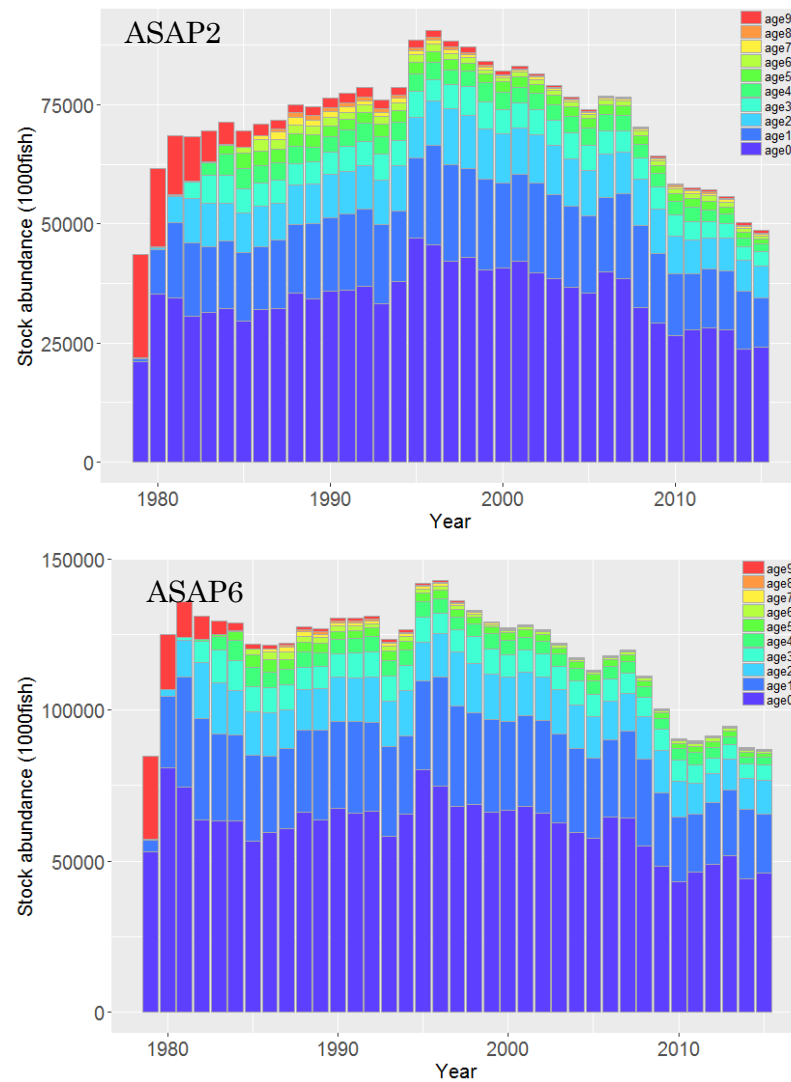


図 4-9. ASAP2 と ASAP6 による推定年別年齢別個体尾数 (1979-2015 年)

図 4-8 より CPUE への適合が悪く，また図 4-9 より 1980 年前後の年別年齢別個体が 3 歳から 8 歳にかけて，中間年齢の尾数が存在しないと推定されていることがわかる．このような事象が現実には起きるとは考えにくく，再度 1980-2015 年のデータを使って解析を試みた．結果を以下に示す．

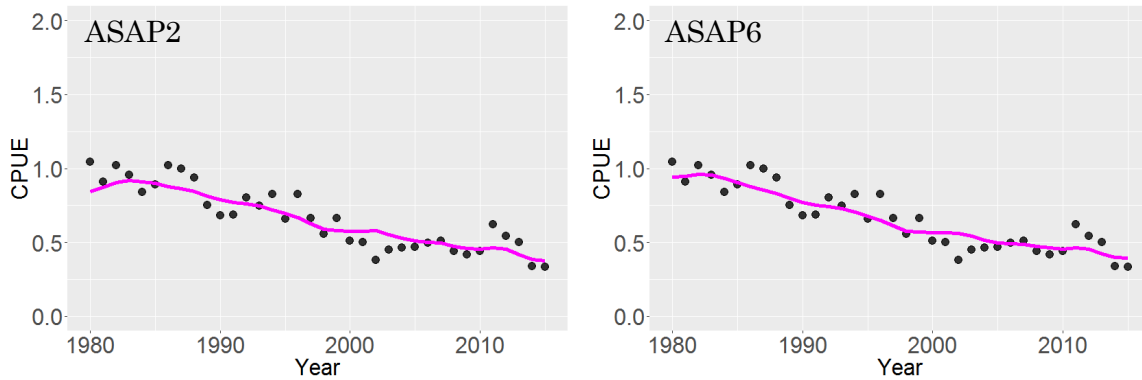


図 4-10. ASAP2 と ASAP6 による CPUE のフィッティング (1980-2015 年)

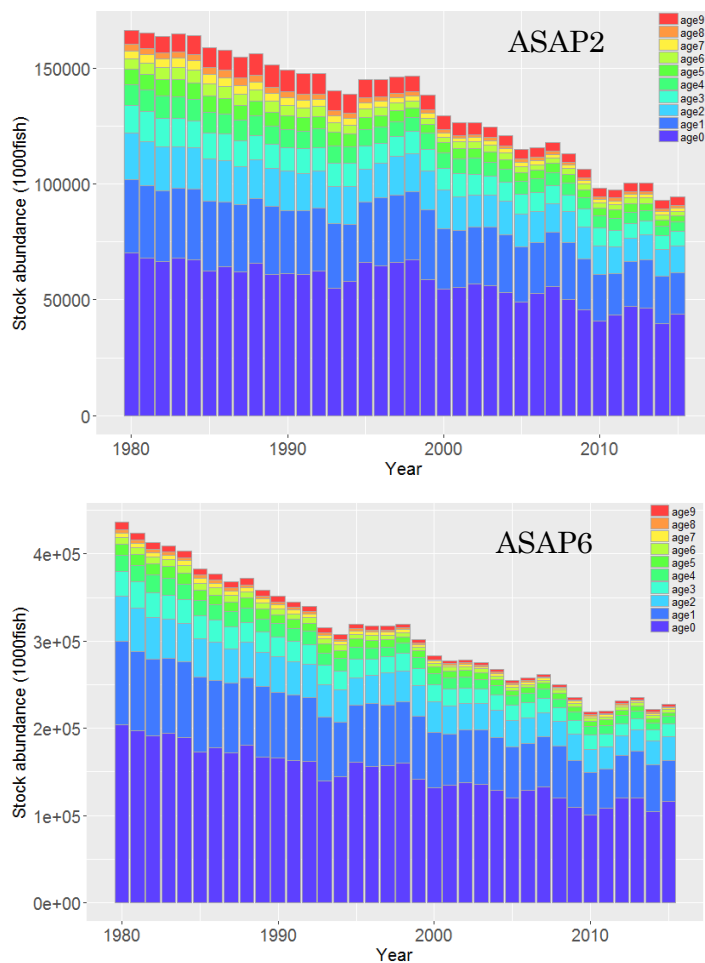


図 4-11. ASAP2 と ASAP6 による推定年別年齢別個体尾数 (1980-2015 年)

図 4-10, 図 4-11 より 1979 年初年度とした場合と比較し, 大幅に推定結果が変化したことがわかる。CPUE のフィッティングが改善され, 年齢別個体尾数の推移も妥当性が高まったことから, 予測能力検証のモデル候補として 1980-2015 年をデータに用いることとした。

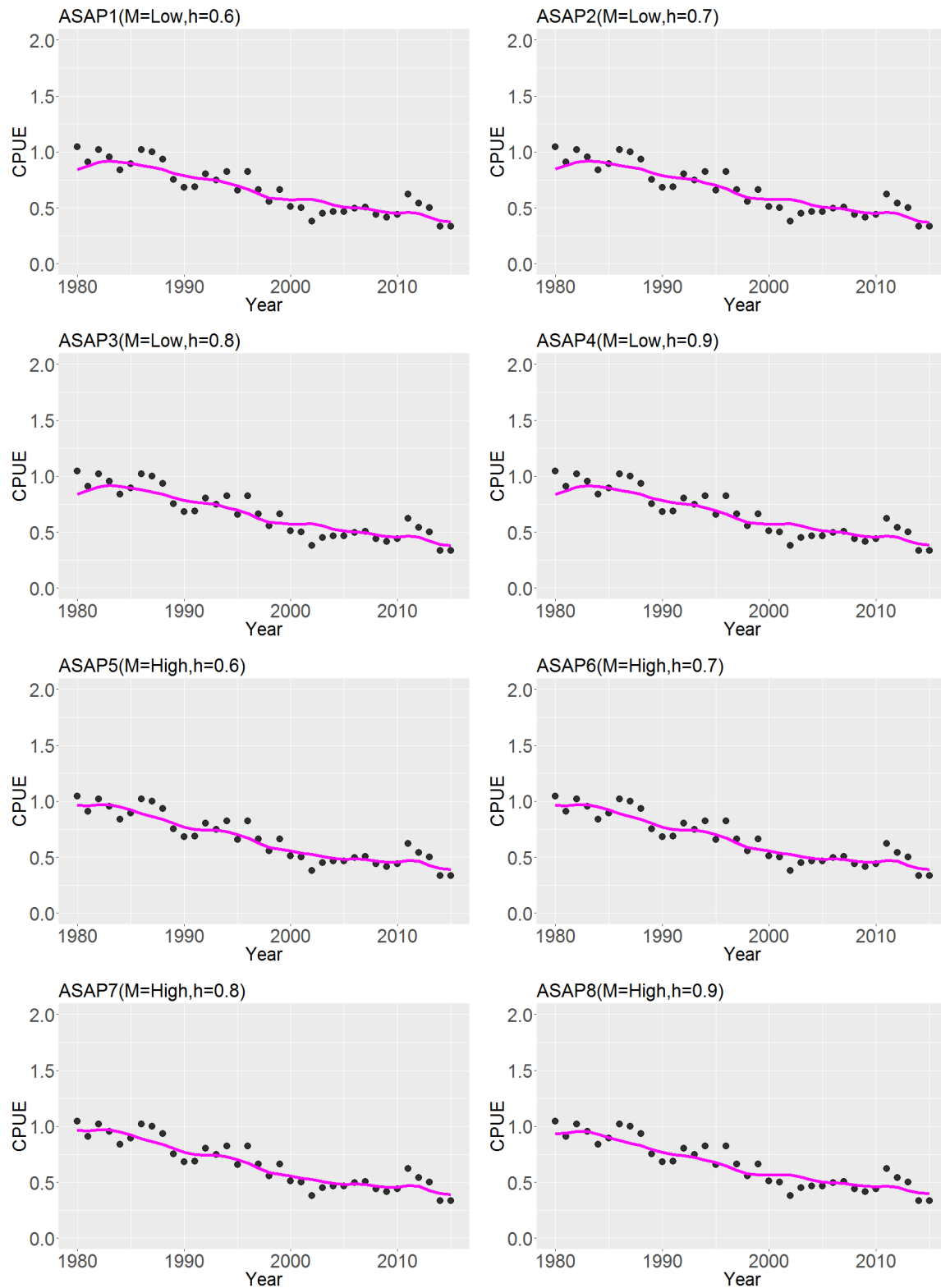


図 4-12(a). ASAP1-8 による CPUE のフィッティング (1980-2015 年)

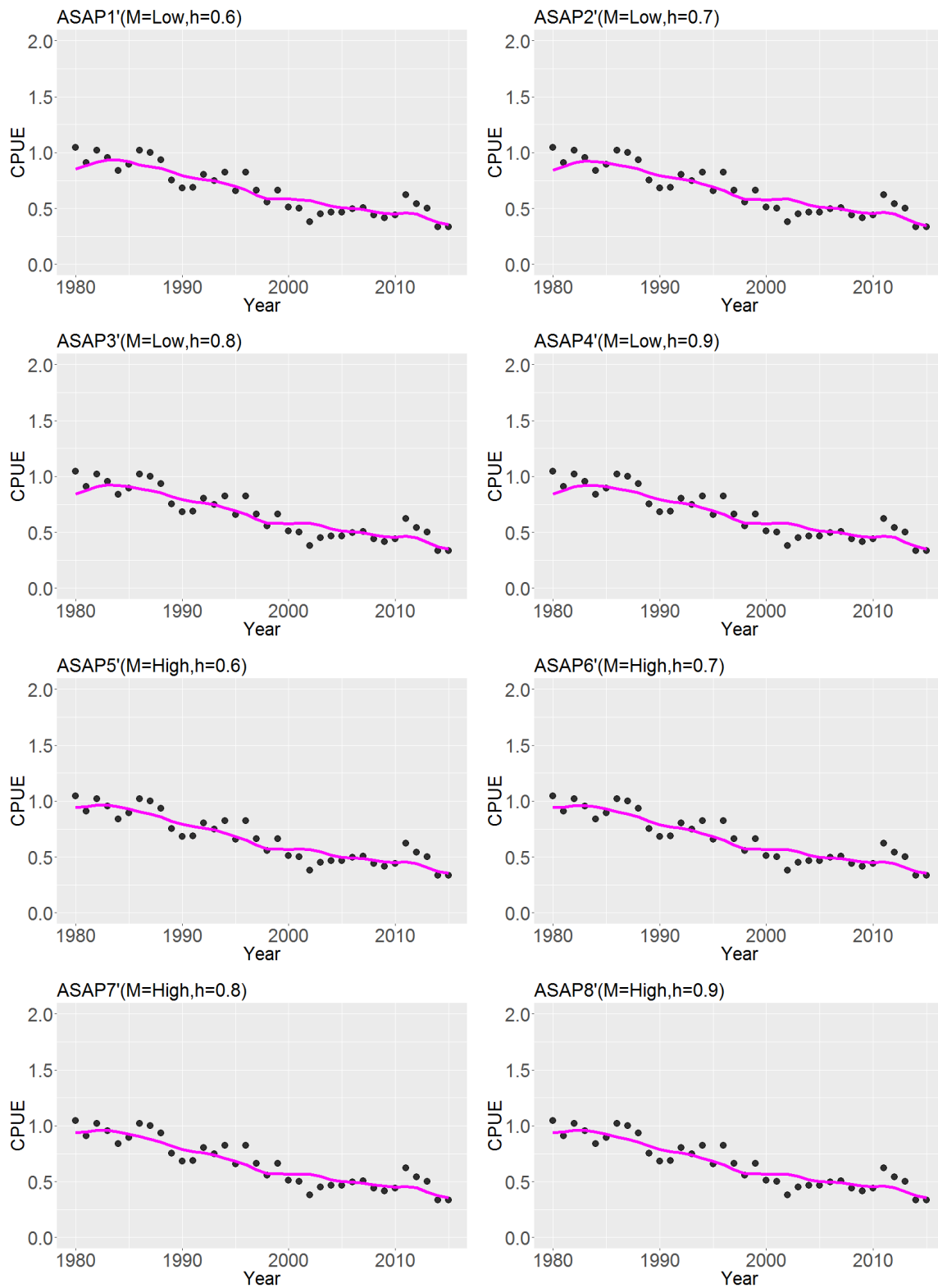


図 4-12(b). ASAP1'-8'による CPUE のフィッティング (1980-2015 年)



図 4-13(a). ASAP1 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015年)

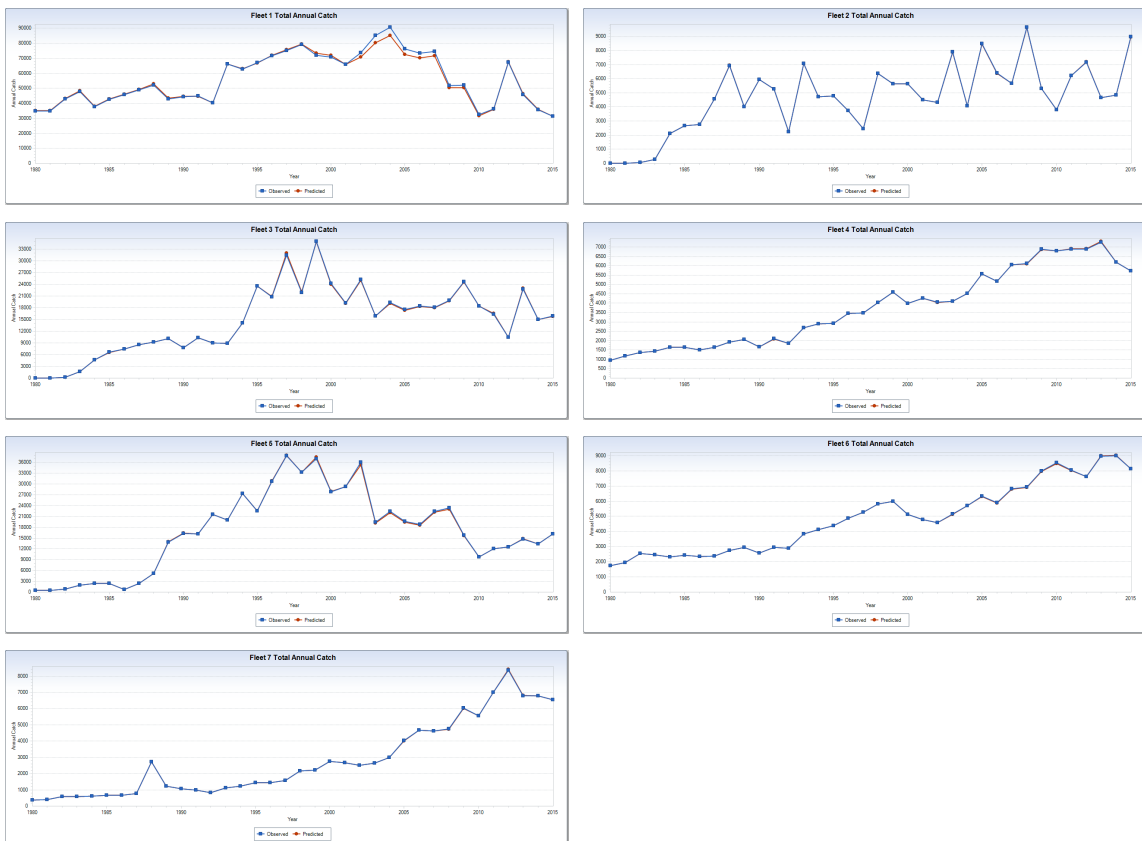


図 4-13(b). ASAP2 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015年)





図 4-13(c). ASAP3 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)

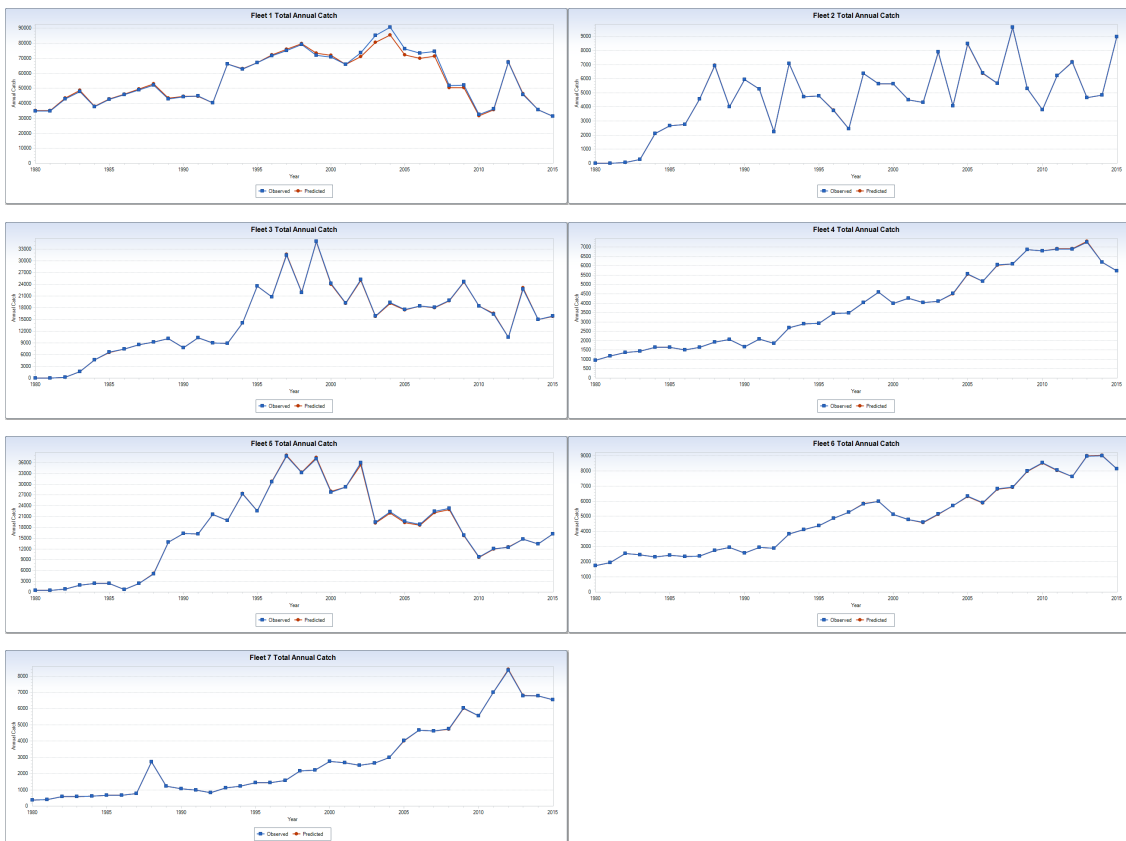


図 4-13(d). ASAP4 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)



図 4-13(e). ASAP5 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)

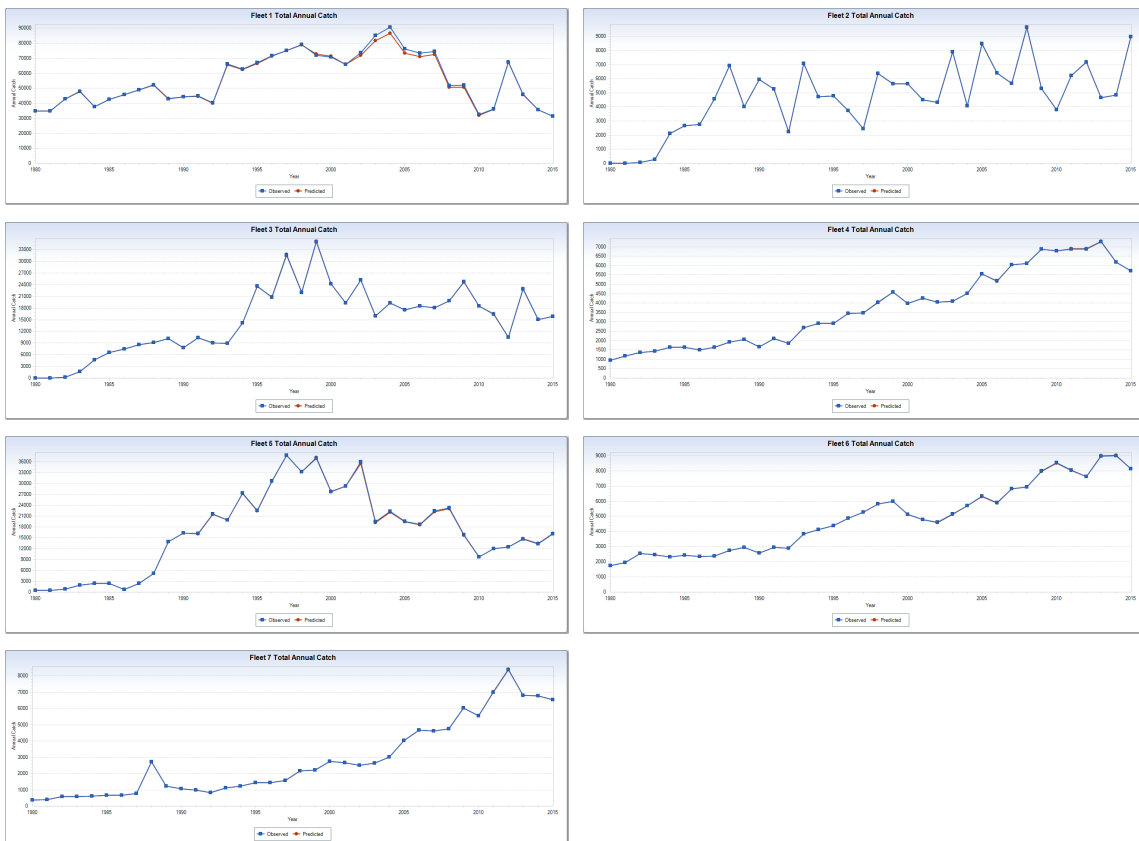


図 4-13(f). ASAP6 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)

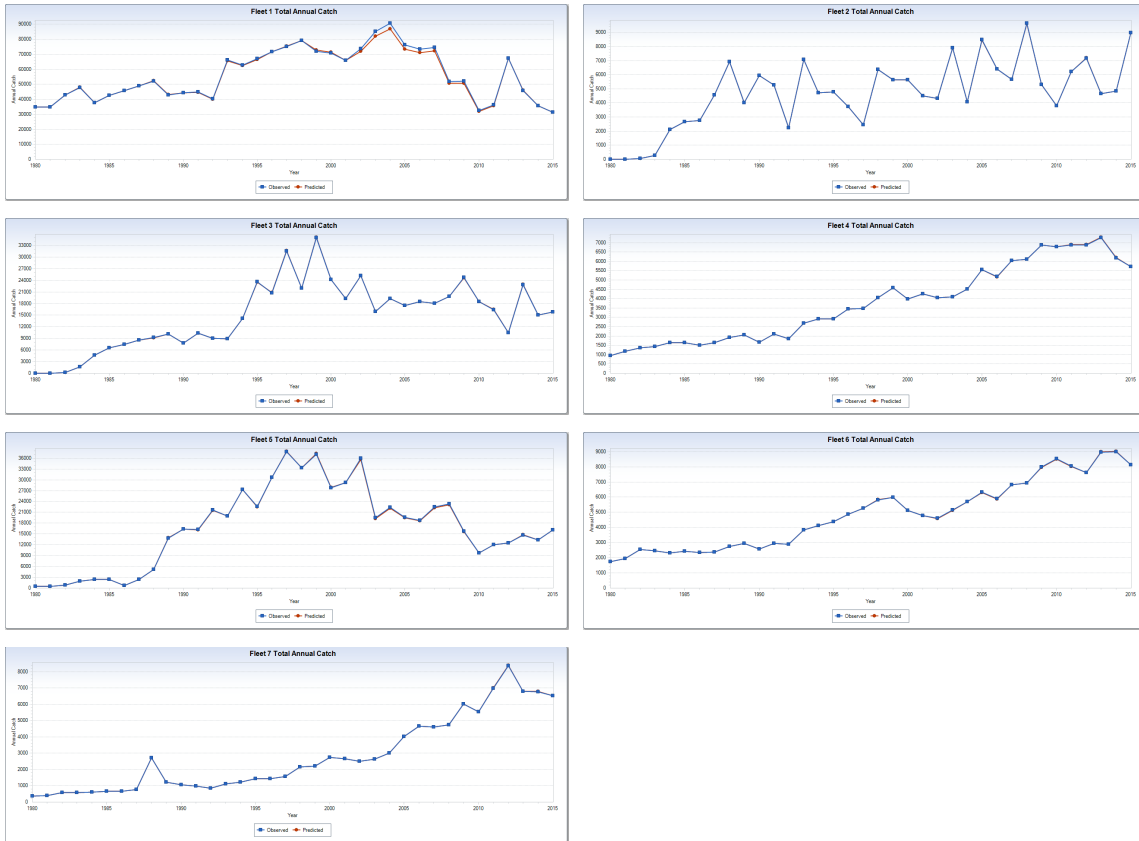


図 4-13(g). ASAP7 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)

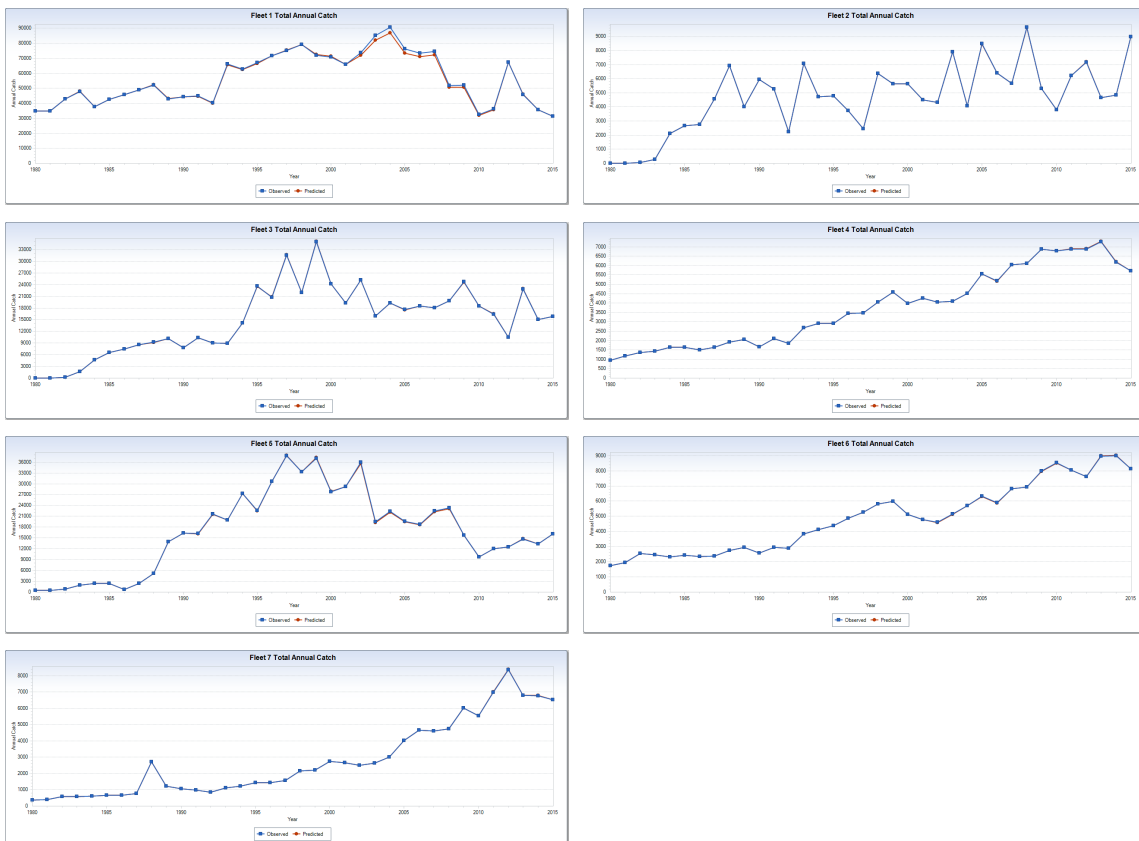


図 4-13(h). ASAP8 による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)



図 4-13(i). ASAP1による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)



図 4-13(j). ASAP2による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)



図 4-13(k). ASAP3'による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015年)

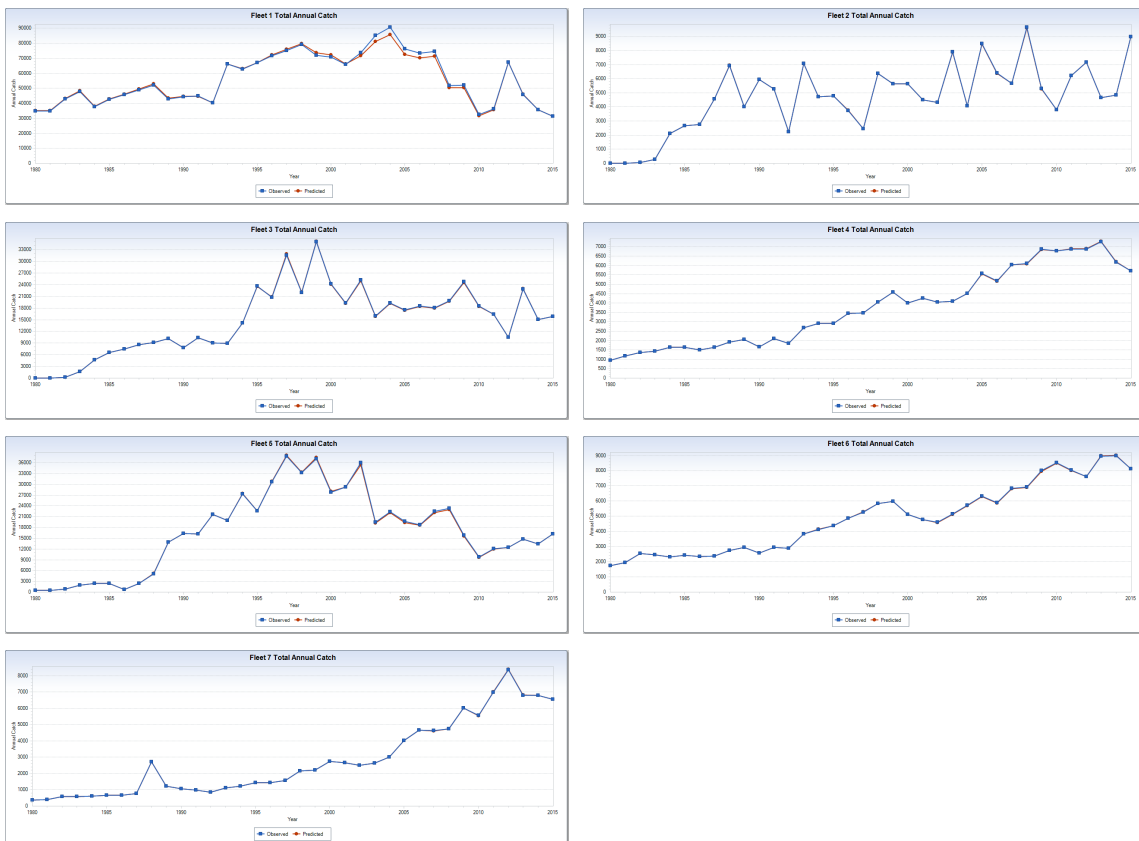


図 4-13(l). ASAP4'による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015年)

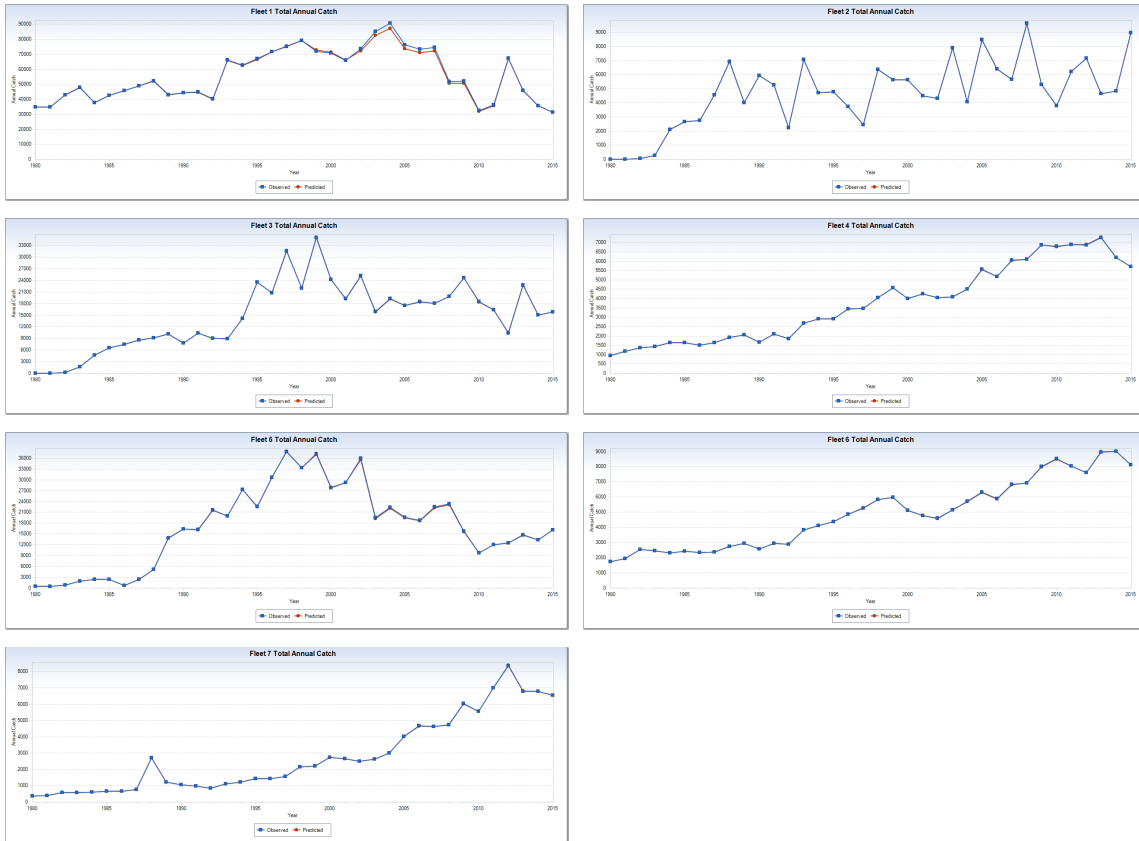


図 4-13(m). ASAP5'による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)

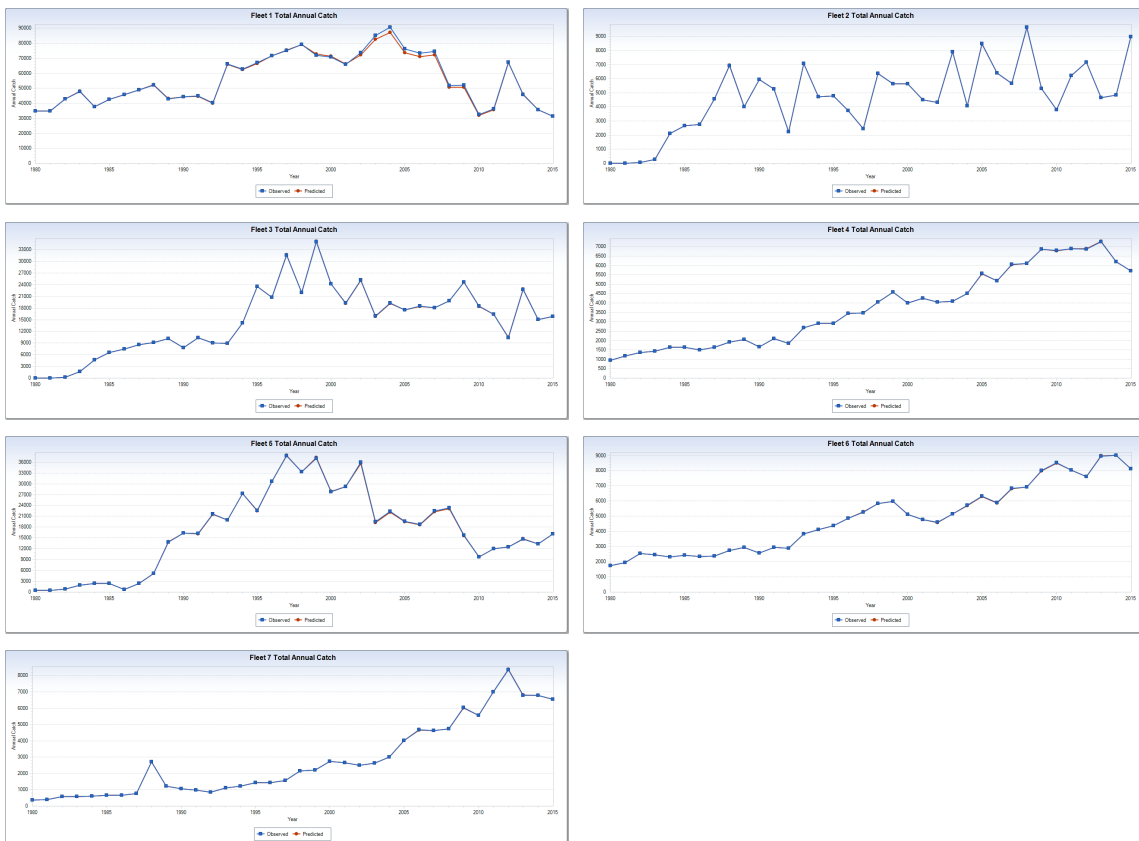


図 4-13(n). ASAP6'による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015 年)



図 4-13(o). ASAP7'による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015年)

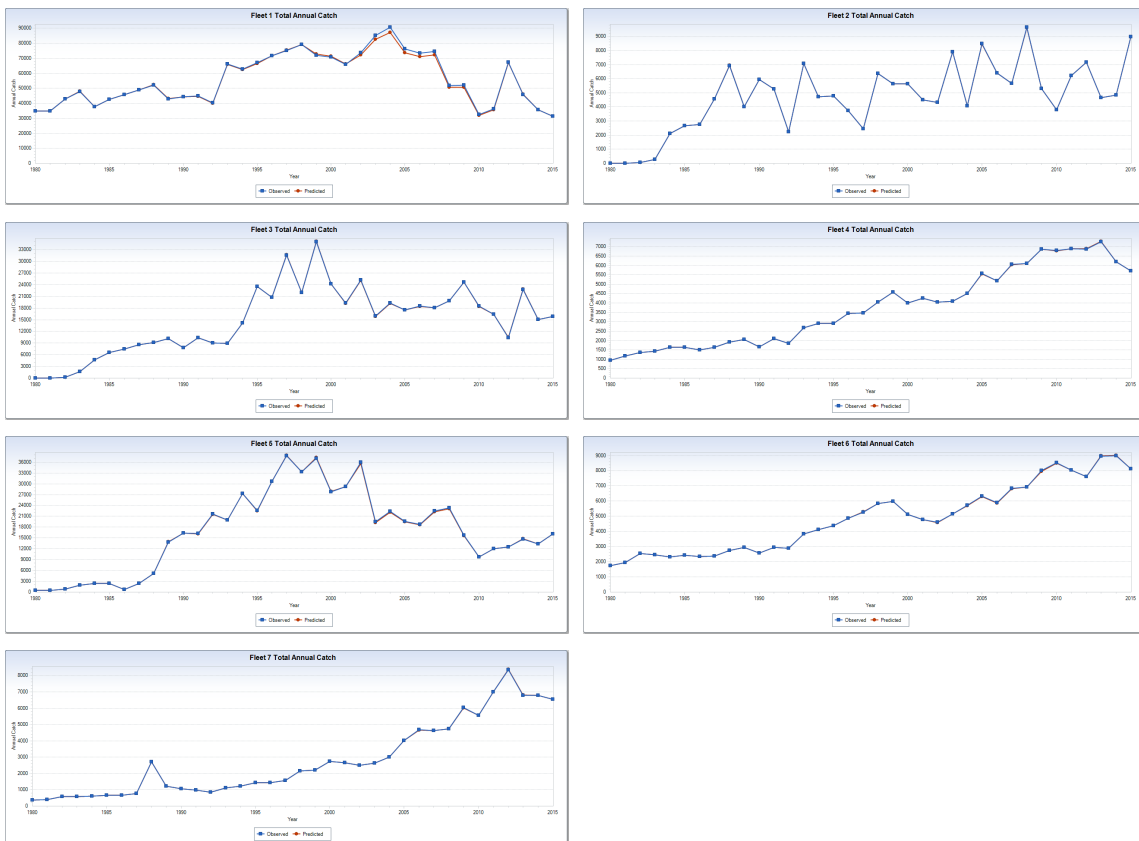


図 4-13(p). ASAP8'による漁法別漁獲重量のフィッティング (1980-2015年)

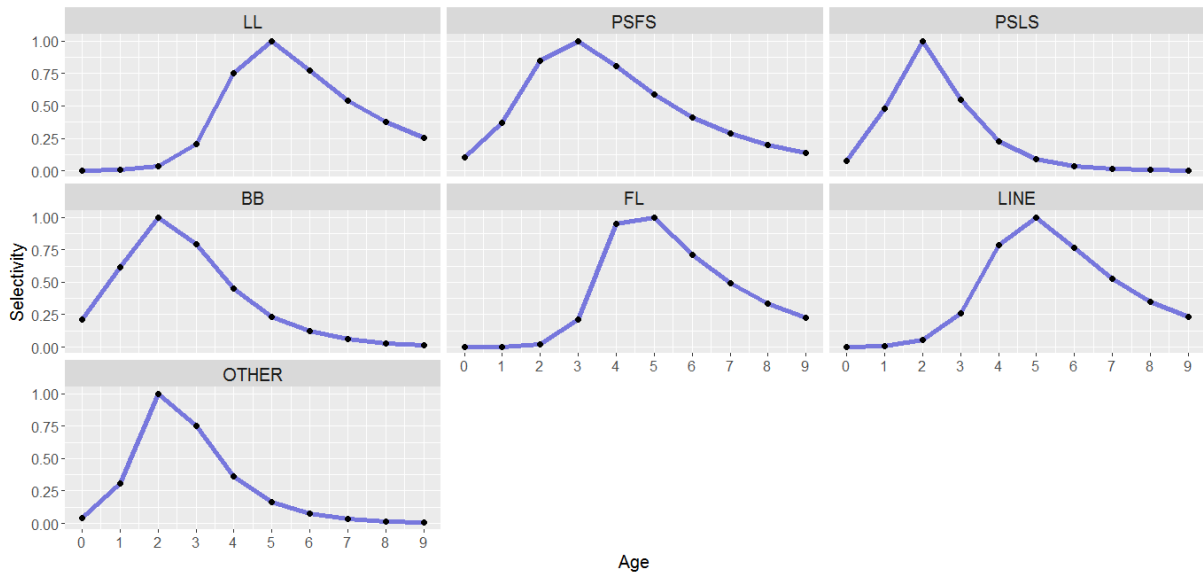


図 4-14(a). ASAP1 による推定漁法別選択性

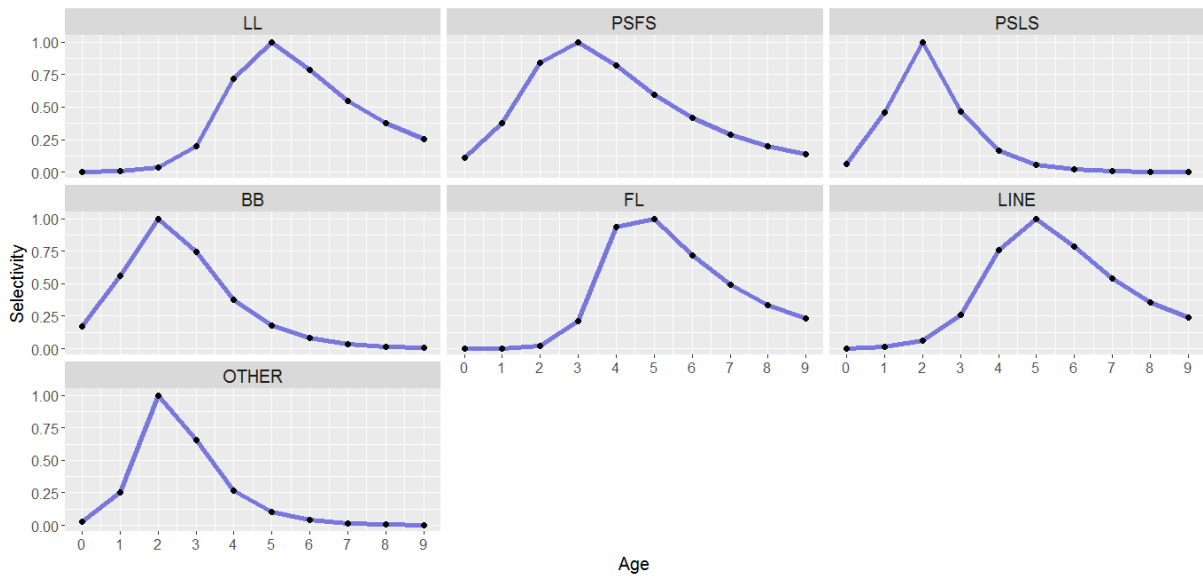


図 4-14(b). ASAP2 による推定漁法別選択性



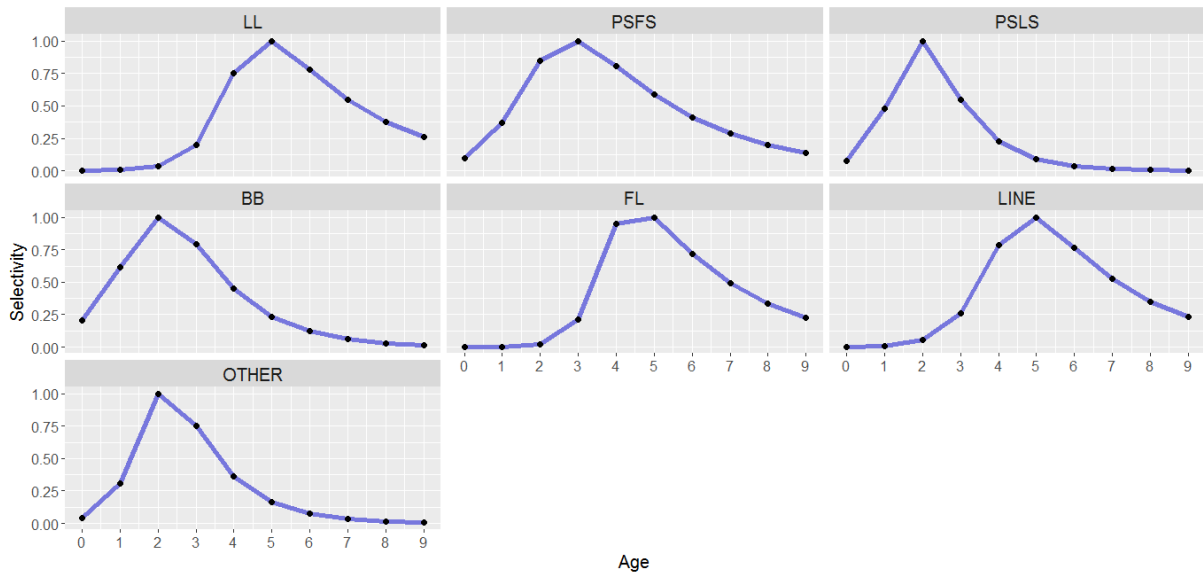


図 4-14(c). ASAP3 による推定漁法別選択性

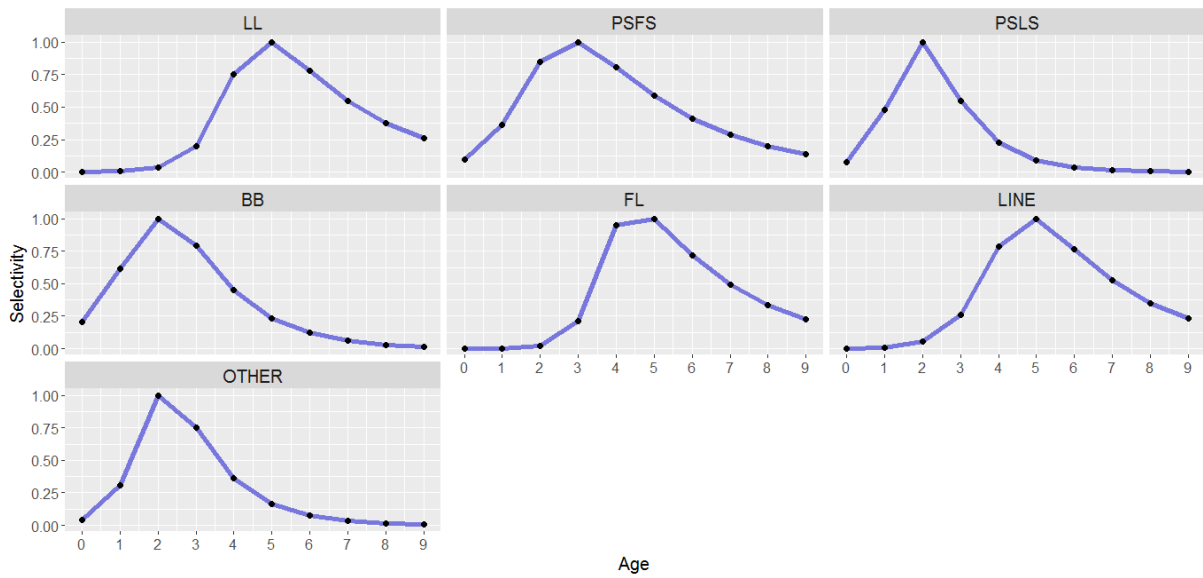


図 4-14(d). ASAP4 による推定漁法別選択性

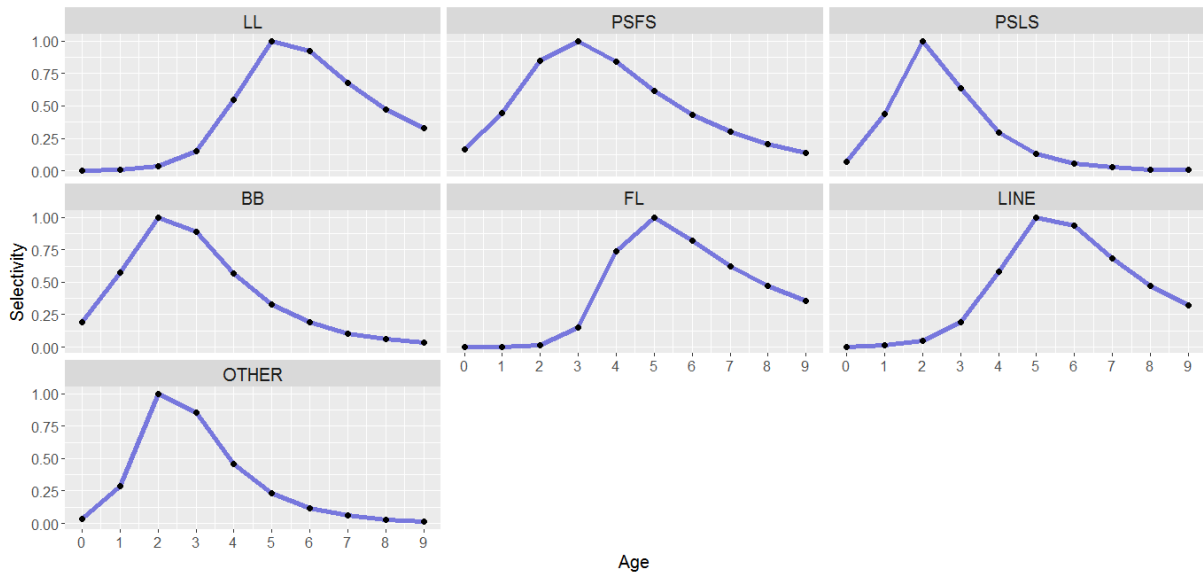


図 4-14(e). ASAP5 による推定漁法別選択性

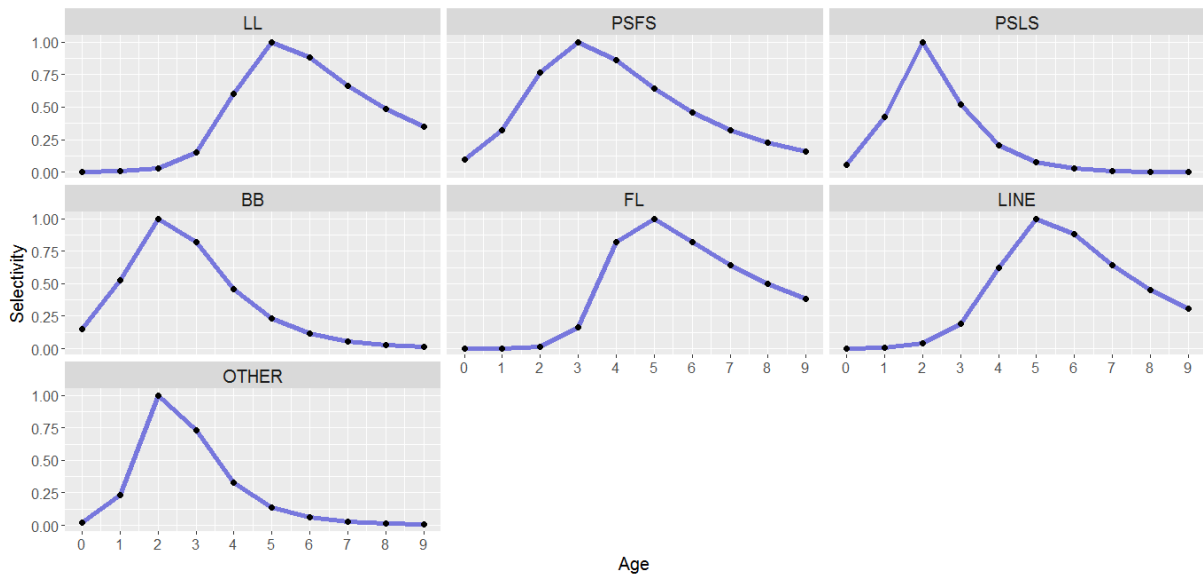


図 4-14(f). ASAP6 による推定漁法別選択性

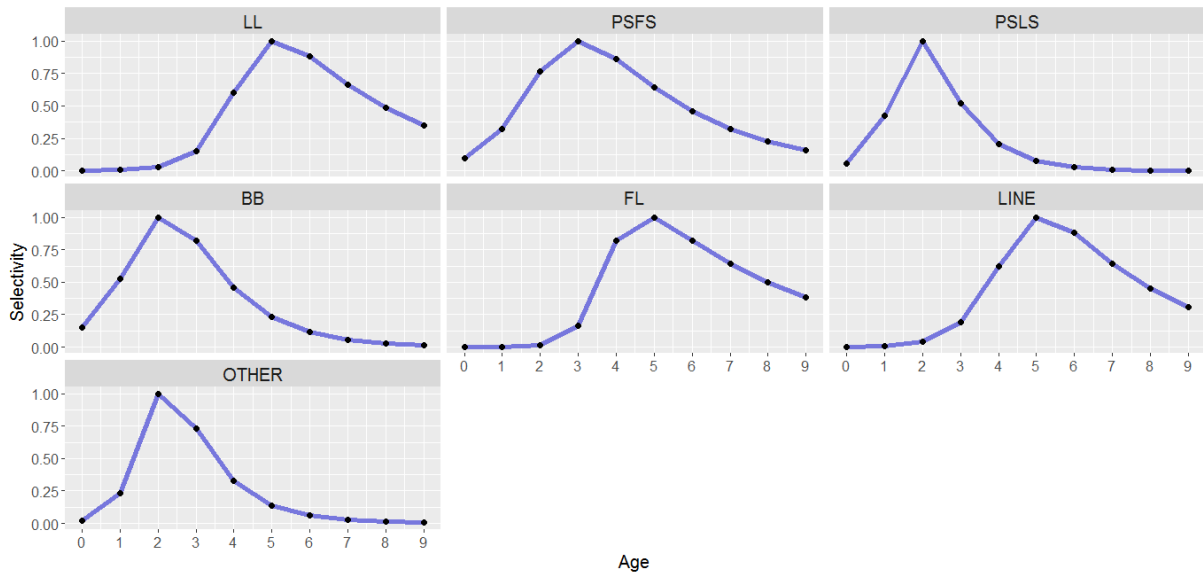


図 4-14(g). ASAP7 による推定漁法別選択性

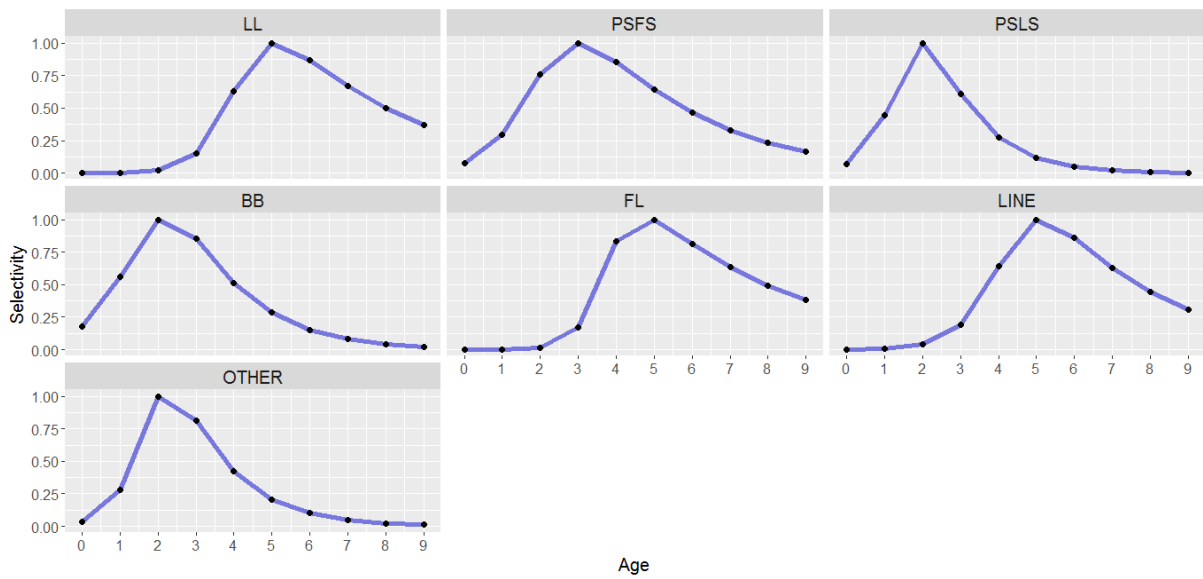


図 4-14(h). ASAP8 による推定漁法別選択性

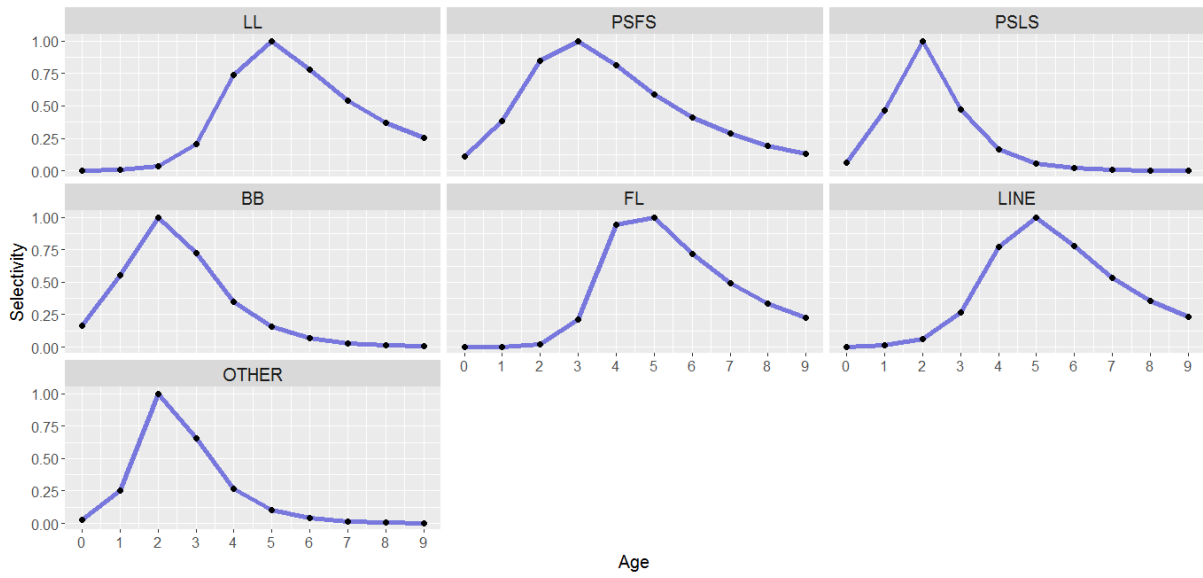


図 4-14(i). ASAP1'による推定漁法別選択性

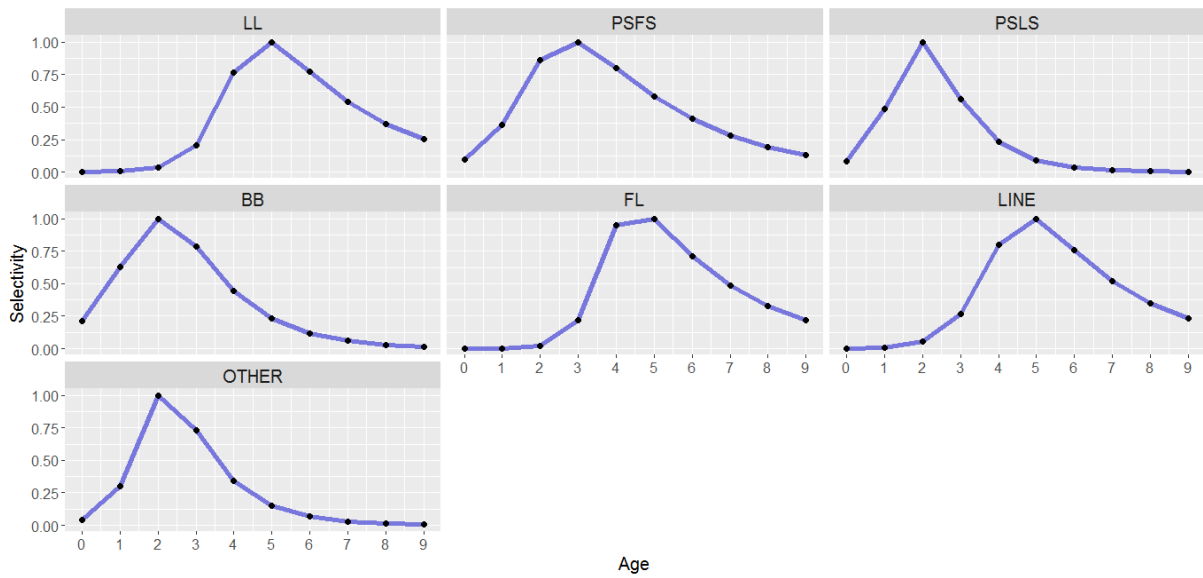


図 4-14(j). ASAP2'による推定漁法別選択性

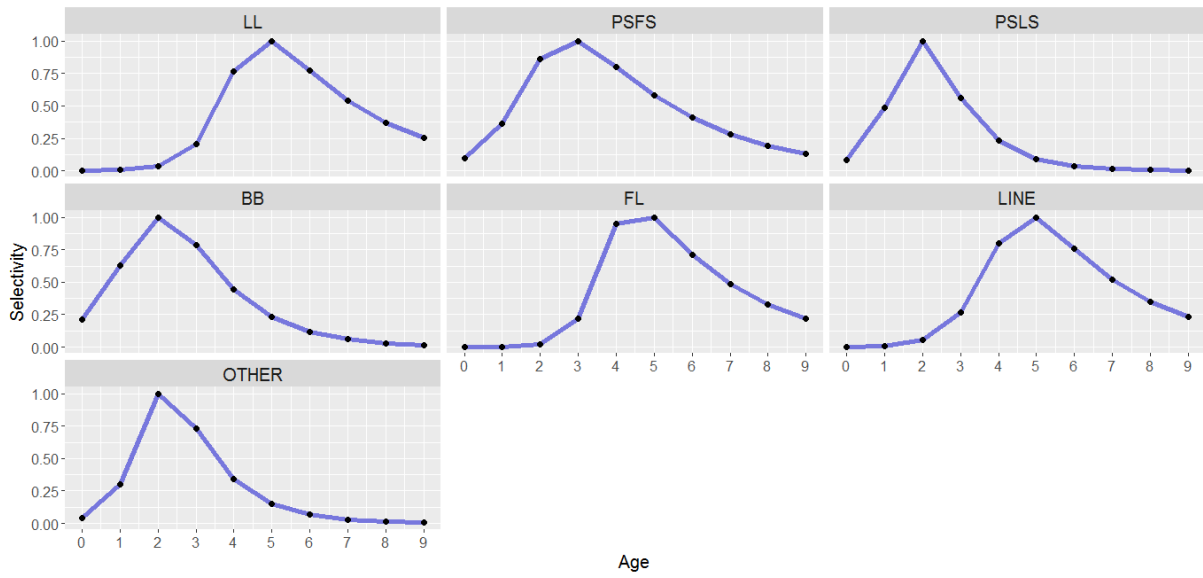


図 4-14(k). ASAP3'による推定漁法別選択性

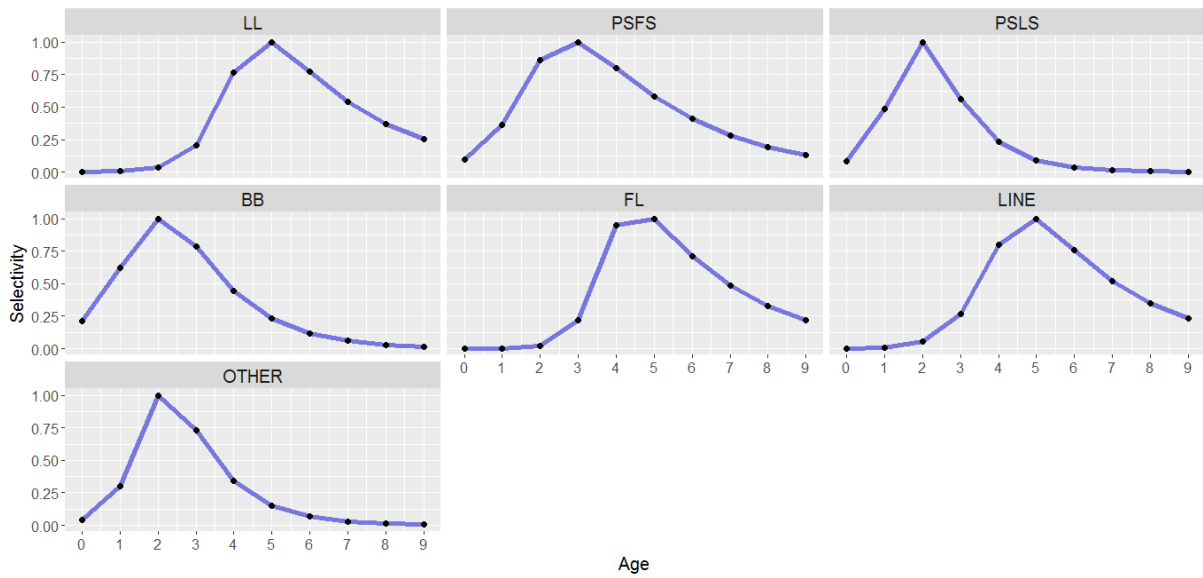


図 4-14(l). ASAP4'による推定漁法別選択性

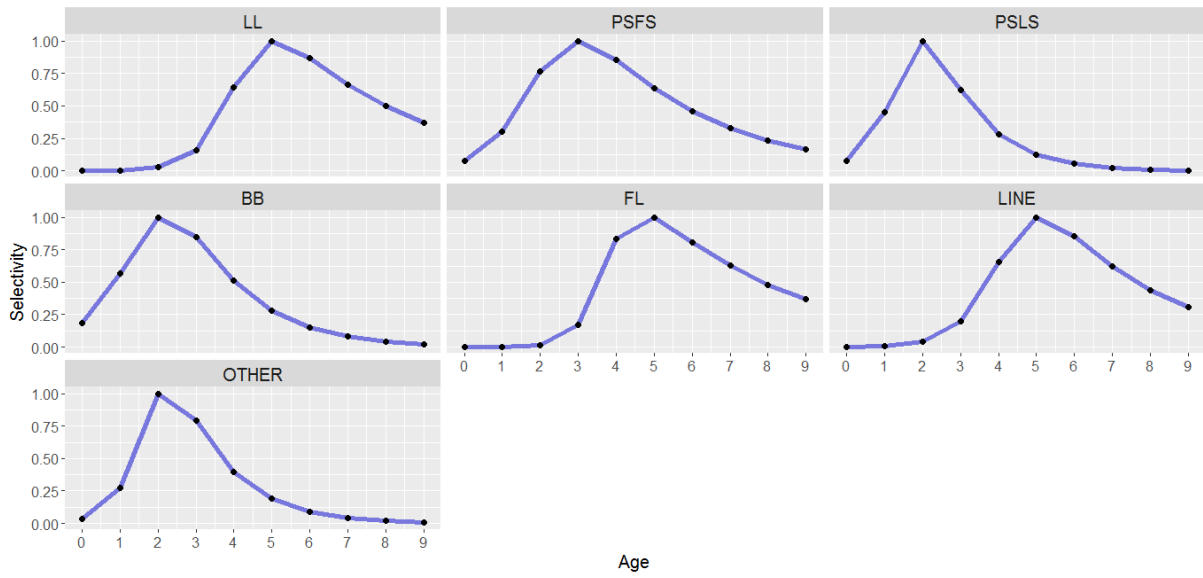


図 4-14(m). ASAP5'による推定漁法別選択性

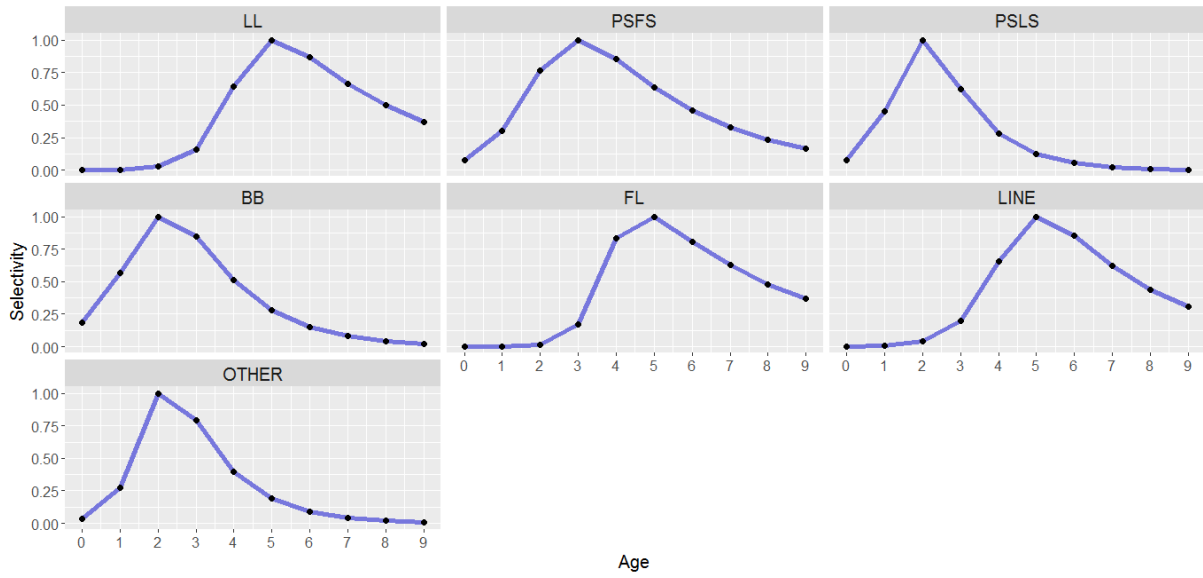


図 4-14(n). ASAP6'による推定漁法別選択性

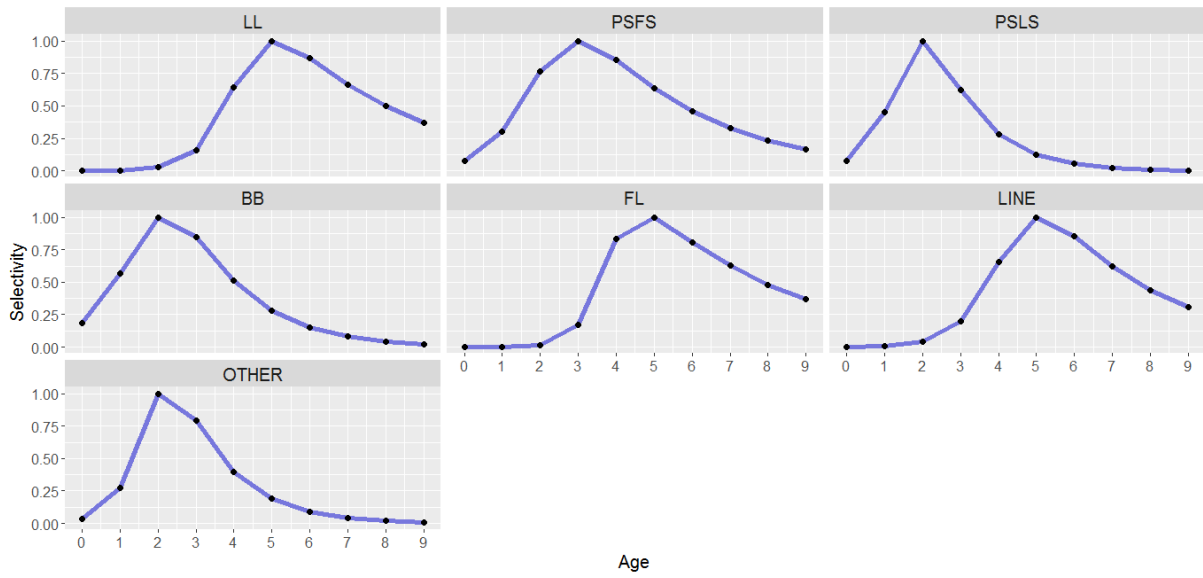


図 4-14(o). ASAP7'による推定漁法別選択性

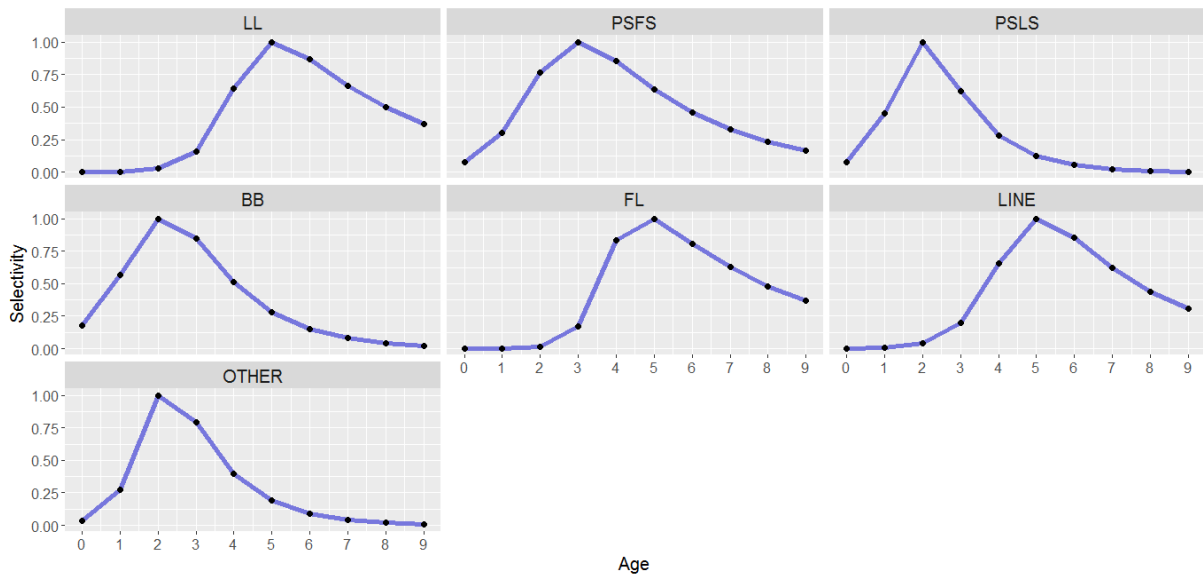


図 4-14(p). ASAP8'による推定漁法別選択性

表 3-3. 各 ASAP モデルによる推定パラメータ値

モデル	MSY	SSBmsy	alpha	beta	SSB0	q
ASAP1	97664.7	637284	7.53E+07	384847	1924230	3.38E-08
ASAP2	104870	537974	6.57E+07	216046	1800390	3.67E-08
ASAP3	121200	476576	6.28E+07	120399	1805990	3.41E-08
ASAP4	133580	399334	5.96E+07	50787	1777550	3.41E-08
ASAP5	161833	586796	1.79E+08	359443	1797220	2.07E-08
ASAP6	171442	482431	1.53E+08	197902	1649180	2.33E-08
ASAP7	232456	495074	1.70E+08	128248	1923720	1.87E-08
ASAP8	240601	382137	1.53E+08	51056.9	1786990	2.05E-08
ASAP1'	89507.4	611699	7.21E+07	368654	1843270	3.49E-08
ASAP2'	110675	670294	8.22E+07	270192	2251600	2.19E-08
ASAP3'	117151	474716	6.26E+07	119987	1799810	3.21E-08
ASAP4'	129486	398412	5.96E+07	50776.3	1777170	3.20E-08
ASAP5'	162025	598916	1.83E+08	367221	1836110	1.88E-08
ASAP6'	188846	534736	1.71E+08	220029	1833570	1.88E-08
ASAP7'	214853	467696	1.62E+08	122162	1832420	1.88E-08
ASAP8'	241895	389251	1.56E+08	52343.3	1832020	1.87E-08



## 4-2 予測能力検証型のモデル選択

### 4-2-1 BSPM

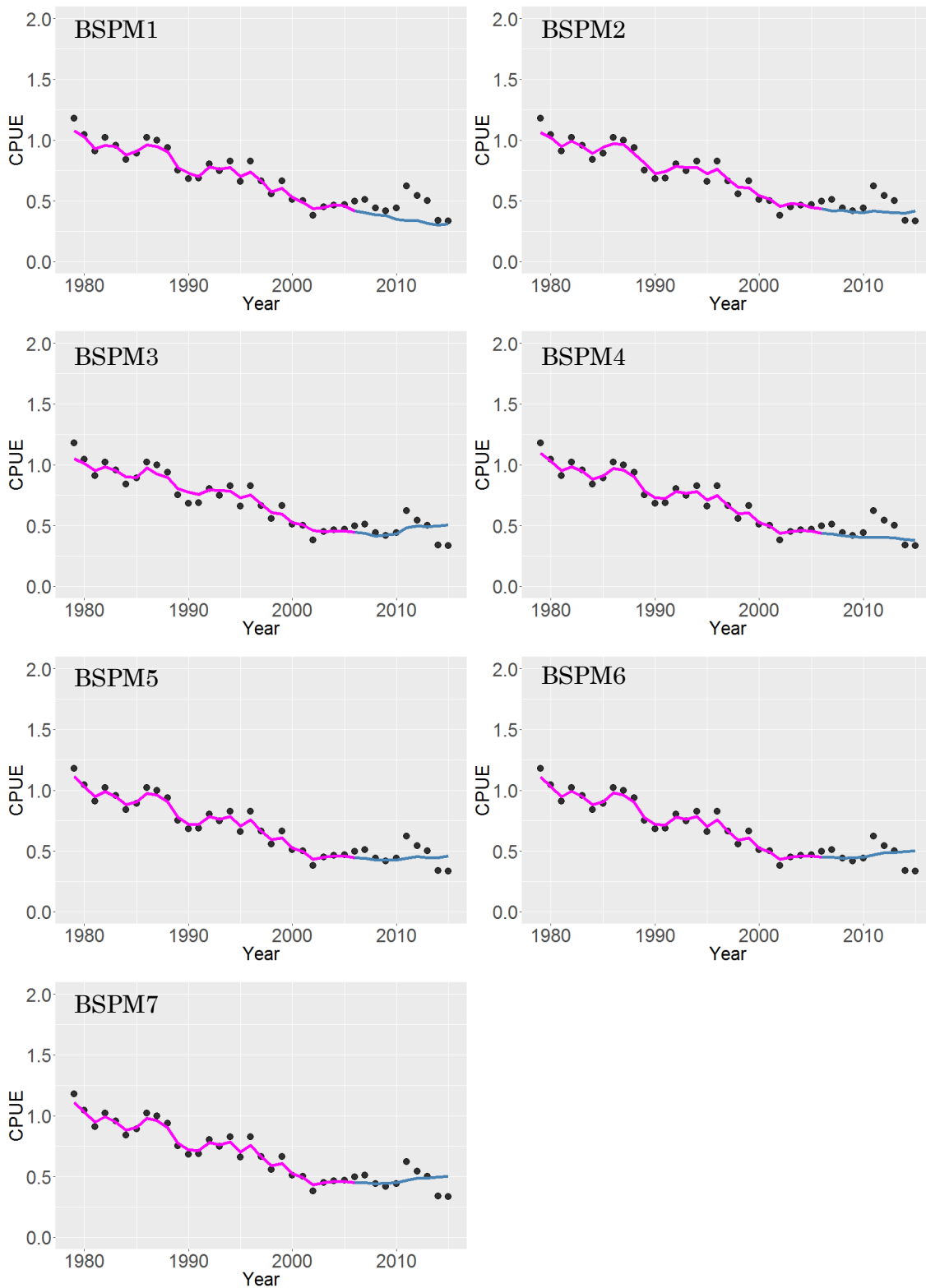


図 5-1. BSPM(1-7)による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

表 4-1. 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の二乗平均平方根誤差(RMSE)

モデル	5年(2006-2010)	10年(2006-2015)
BSPM1(Schaefer, b=1)	0.3615	0.3145
BSPM2(Pella(z=0.5),b=1)	0.1313	0.2061
BSPM3(Fox,b=1)	0.1134	0.2082
BSPM4(Pella(z 推定),b=1)	0.1386	0.2261
BSPM5(Schaefer, b 推定)	0.1034	0.2032
BSPM6(Pella(z=0.5),b 推定)	0.0835	0.1941
BSPM7((Fox,b=推定)	0.0760	0.2090

表 4-1 は、最近年 10 年分(2006-2015 年)の CPUE を除き、Hindcasting 法によって計算された二乗平均平方根誤差(RMSE)を示している。各比較ケースにおいて最も値の小さく、パフォーマンスの良かったモデルを黄色くマークしている。以下、同様にして再近年 15 年分(2001-2015 年)の CPUE を除いた場合の比較ケースにおける各モデルの結果を記載する。

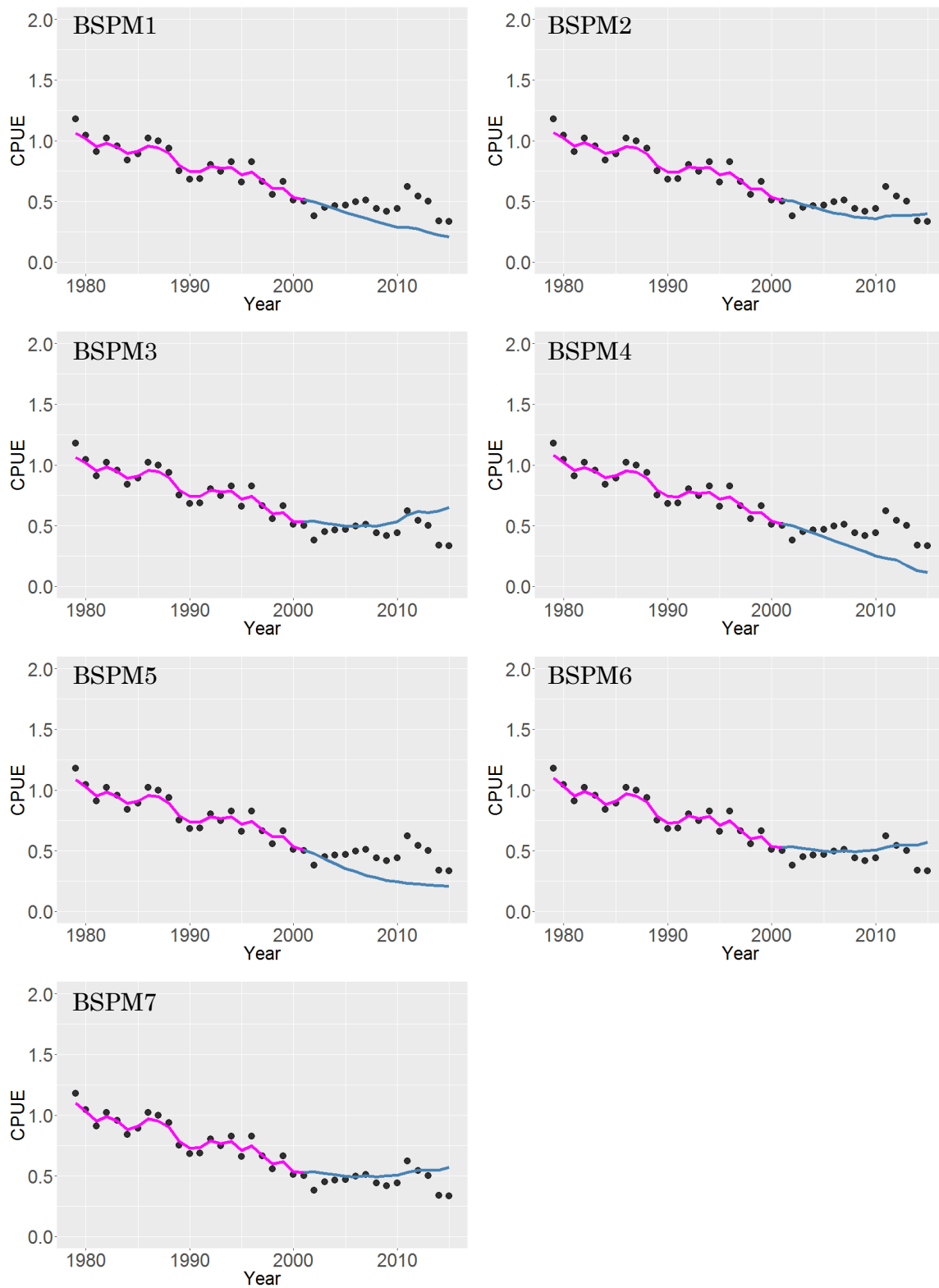


図 5-2. BSPM(1-7)による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

表 4-2. 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の二乗平均平方根誤差(RMSE)

モデル	5年(2001-2005)	10年(2001-2010)	15年(2001-2015)
BSPM1(Schaefer, b=1)	0.1396	0.2499	0.4172
BSPM2(Pella(z=0.5),b=1)	0.1386	0.1692	0.2258
BSPM3(Fox,b=1)	0.1776	0.1590	0.2740
BSPM4(Pella(z 推定),b=1)	0.1356	0.2011	0.3102
BSPM5(Schaefer, b 推定)	0.1417	0.2998	0.6289
BSPM6(Pella(z=0.5),b 推定)	0.1834	0.3785	0.5344
BSPM7((Fox,b 推定)	0.1759	0.1480	0.2278

比較ケースにより最良のモデルが異なっていることがわかる。また 15 年予測の場合には、それより短期における比較ケースと比べ、モデル間で RMSE 値の差が大きい。

各モデルの DIC と Bayesian p-value (事後予測 p 値) も記載する。

表 4-3. 二乗平均平方根誤差(RMSE) (15 年) と Bayesian p-value および DIC

モデル	RMSE(15 年)	Bayesian p-value	DIC
BSPM1(Schaefer, b=1)	0.4172	0.4977	-2228.0
BSPM2(Pella(z=0.5),b=1)	0.2258	0.4992	-2343.6
BSPM3(Fox,b=1)	0.2740	0.4983	-4142.7
BSPM4(Pella(z 推定),b=1)	0.3102	0.4975	-3652.7
BSPM5(Schaefer, b 推定)	0.6289	0.4998	-3330.3
BSPM6(Pella(z=0.5),b 推定)	0.5344	0.4989	-3625.3
BSPM7((Fox,b 推定)	0.2278	0.5011	-3524.2

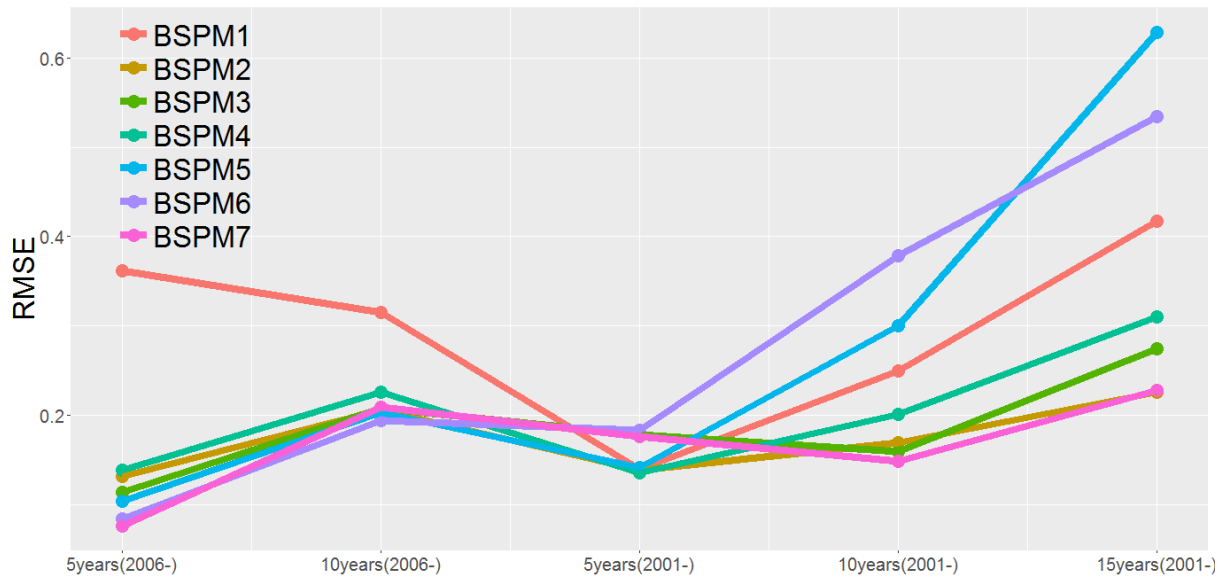


図 5-3. BSPM(1-7)による各予測ケースにおける RMSE

BSPM から 15 年予測において最も対数残差二乗和の小さかった BSPM2 (Pella( $z=0.5$ ),  $b=1$ ))および、概してパフォーマンスの良かった BSPM7(Fox,  $b$  推定)を選択した。

4-2-2 DDM

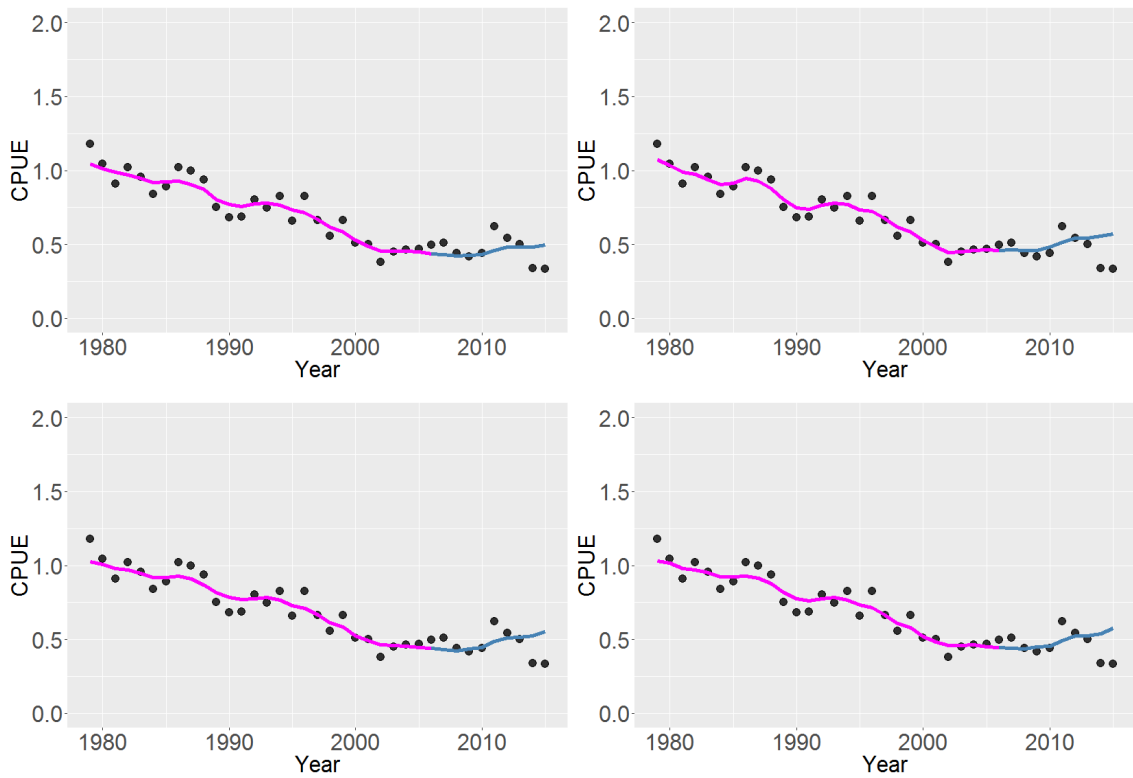


図 5-4(a). DDM(1-4)による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : DDM1 右上 : DDM2 左下 : DDM3 右下 : DDM4)

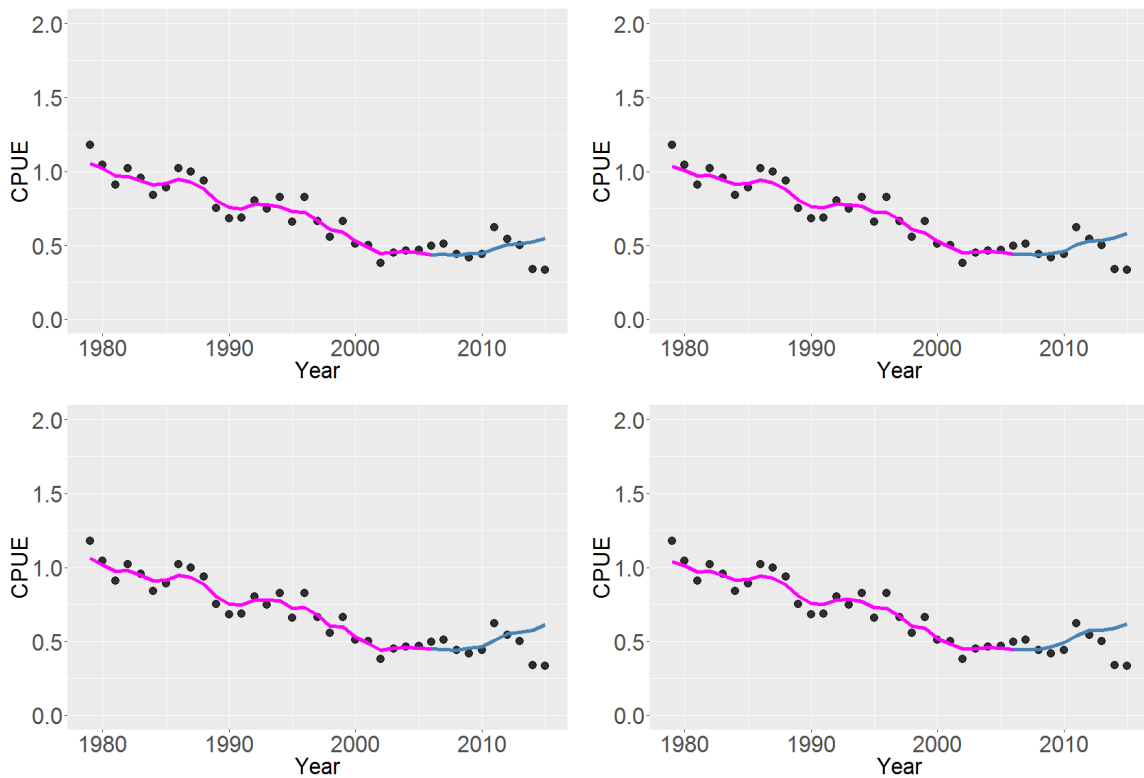


図 5-4(b). DDM(5-8)による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : DDM5 右上 : DDM6 左下 : DDM7 右下 : DDM8)

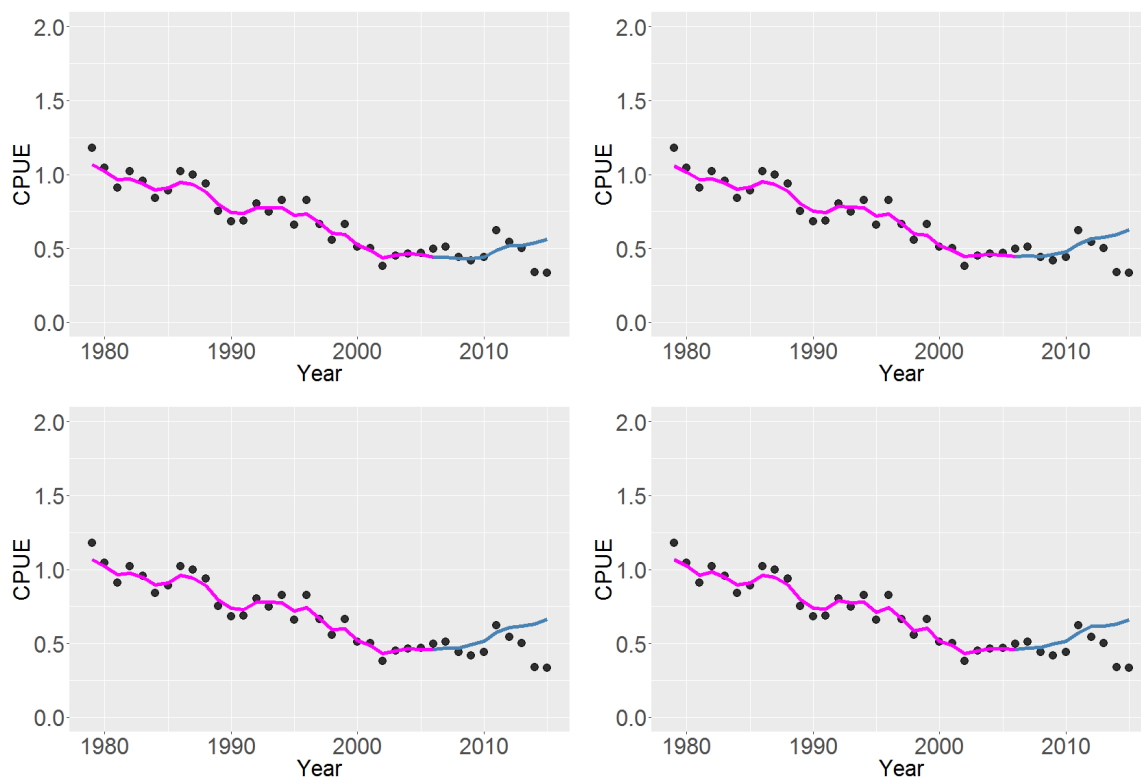


図 5-4(c). DDM(9-12)による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : DDM9 右上 : DDM10 左下 : DDM11 右下 : DDM12)

表 4-4 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の二乗平均平方根誤差(RMSE)

モデル	5年(2006-2010)	10年(2006-2015)
DDM1 (M=0.3, h=0.6)	0.0908	0.2357
DDM2 (M=0.3, h=0.7)	0.0898	0.2517
DDM3 (M=0.3, h=0.8)	0.0896	0.2732
DDM4 (M=0.3, h=0.9)	0.1028	0.2809
DDM5 (M=0.4, h=0.6)	0.0974	0.2085
DDM6 (M=0.4, h=0.6)	0.0838	0.2489
DDM7 (M=0.4, h=0.6)	0.0959	0.2361
DDM8 (M=0.4, h=0.6)	0.0884	0.2468
DDM9 (M=0.5, h=0.6)	0.0845	0.2418
DDM10 (M=0.5, h=0.6)	0.0911	0.2825
DDM11 (M=0.5, h=0.6)	0.1163	0.3160
DDM12 (M=0.5, h=0.6)	0.1201	0.3141

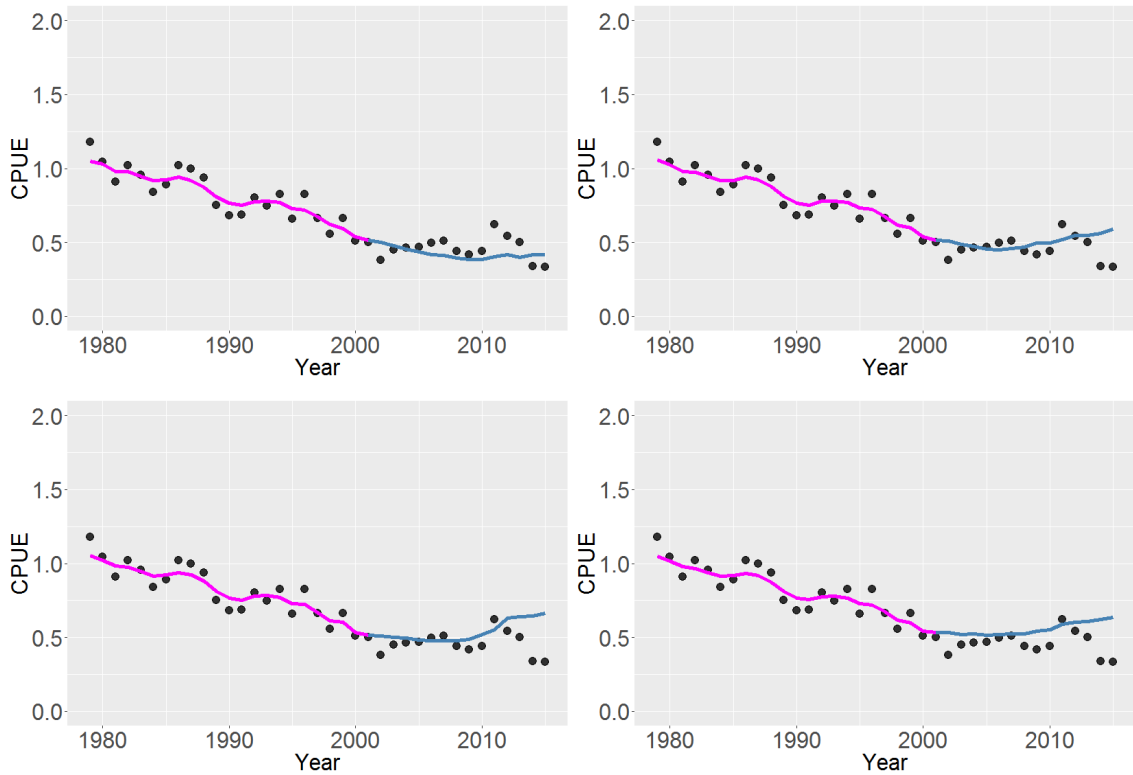


図 5-5(a). DDM(1-4)による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : DDM1 右上 : DDM2 左下 : DDM3 右下 : DDM4)

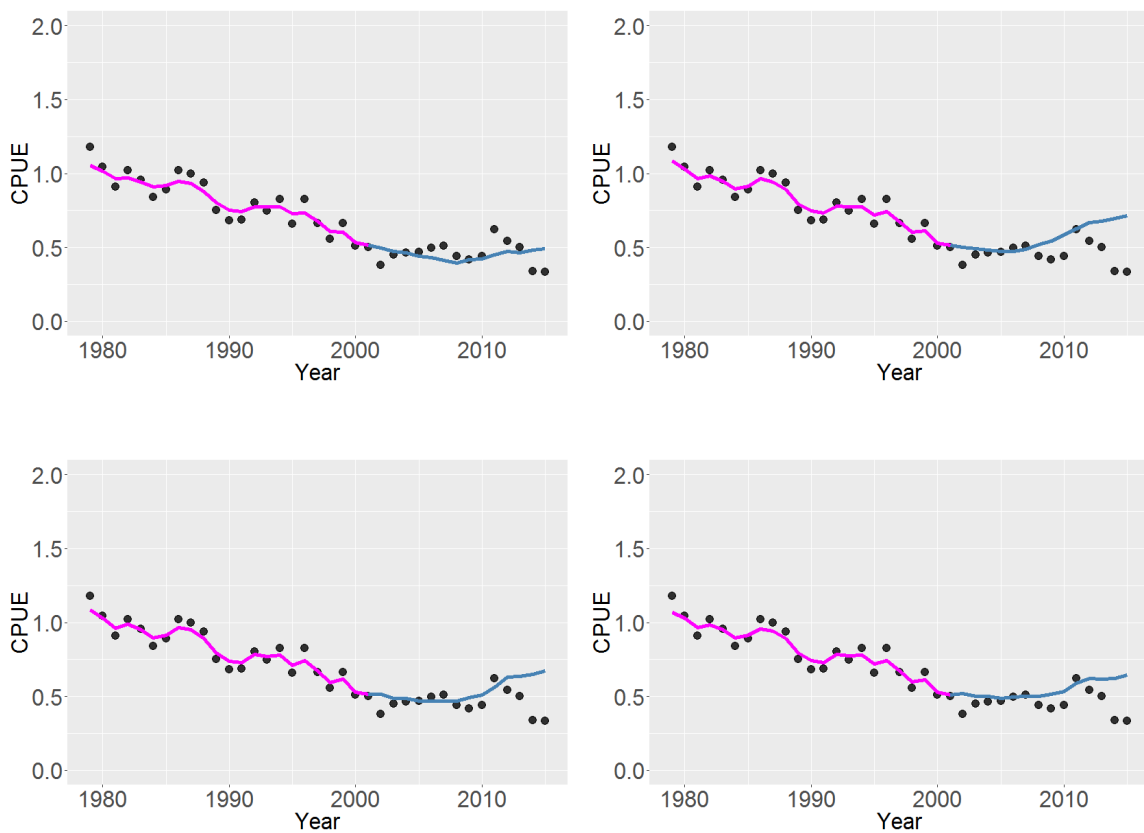


図 5-5(b). DDM(5-8)による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : DDM5 右上 : DDM6 左下 : DDM7 右下 : DDM8)



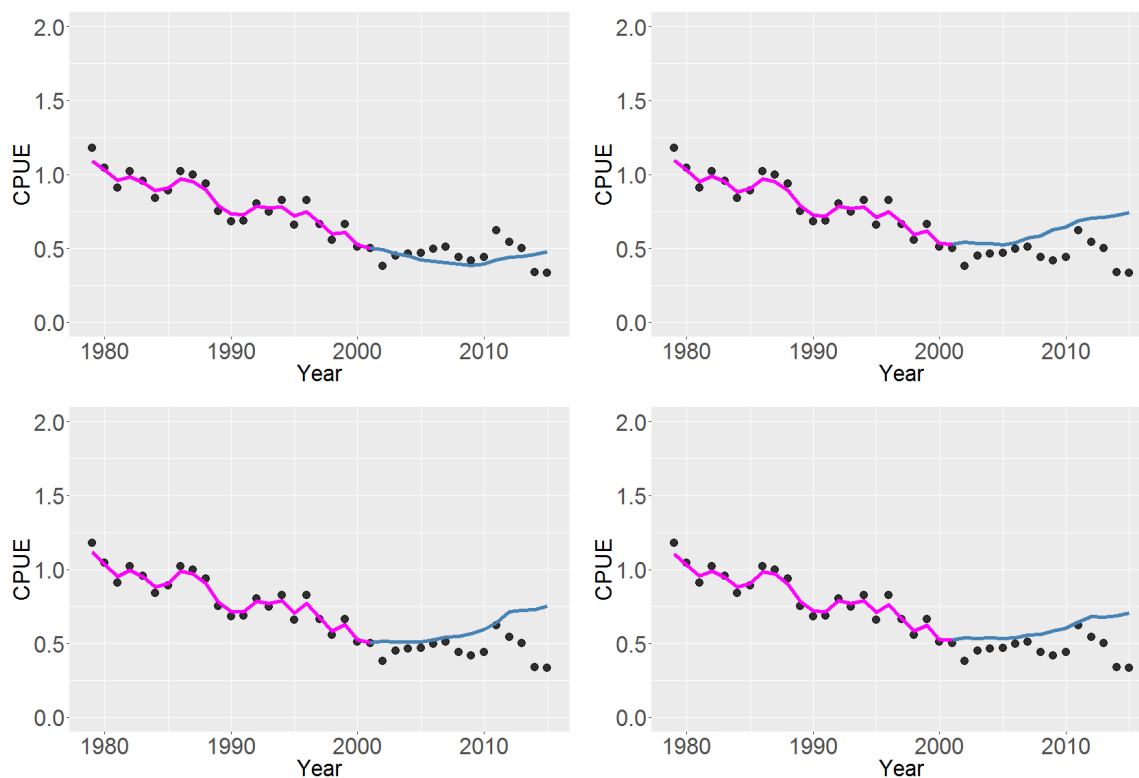


図 5-5(c). DDM(9-12)による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : DDM9 右上 : DDM10 左下 : DDM11 右下 : DDM12)

表 4-5. 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の二乗平均平方根誤差(RMSE)

モデル	5年(2001-2005)	10年(2001-2010)	15年(2001-2015)
DDM1 (M=0.3, h=0.6)	0.1312	0.1395	0.2003
DDM2 (M=0.3, h=0.7)	0.1383	0.1282	0.2282
DDM3 (M=0.3, h=0.8)	0.1446	0.1297	0.2770
DDM4 (M=0.3, h=0.9)	0.1776	0.1790	0.2776
DDM5 (M=0.4, h=0.6)	0.1282	0.1263	0.1929
DDM6 (M=0.4, h=0.6)	0.1329	0.1636	0.3167
DDM7 (M=0.4, h=0.6)	0.1437	0.1280	0.2801
DDM8 (M=0.4, h=0.6)	0.1532	0.1477	0.2694
DDM9 (M=0.5, h=0.6)	0.1278	0.1423	0.2052
DDM10 (M=0.5, h=0.6)	0.1971	0.2457	0.3675
DDM11 (M=0.5, h=0.6)	0.1581	0.1908	0.3499
DDM12 (M=0.5, h=0.6)	0.1960	0.2181	0.3350

表 4-6. 二乗平均平方根誤差(RMSE)(15 年)と Bayesian p-value および DIC

モデル	RMSE(15 年)	Bayesian p-value	DIC
DDM1 (M=0.3, h=0.6)	0.2003	0.5025	232.2
DDM2 (M=0.3, h=0.7)	0.2282	0.5025	50.6
DDM3 (M=0.3, h=0.8)	0.2770	0.4997	90.6
DDM4 (M=0.3, h=0.9)	0.2776	0.5008	75.7
DDM5 (M=0.4, h=0.6)	0.1929	0.5024	143.7
DDM6 (M=0.4, h=0.7)	0.3167	0.5000	1143.0
DDM7 (M=0.4, h=0.8)	0.2801	0.5005	236.0
DDM8 (M=0.4, h=0.0)	0.2694	0.5034	388
DDM9 (M=0.5, h=0.6)	0.2052	0.4983	513.3
DDM10 (M=0.5, h=0.7)	0.3675	0.5024	483.7
DDM11 (M=0.5, h=0.8)	0.3499	0.5004	1177.7
DDM12 (M=0.5, h=0.9)	0.3350	0.5016	2055.3

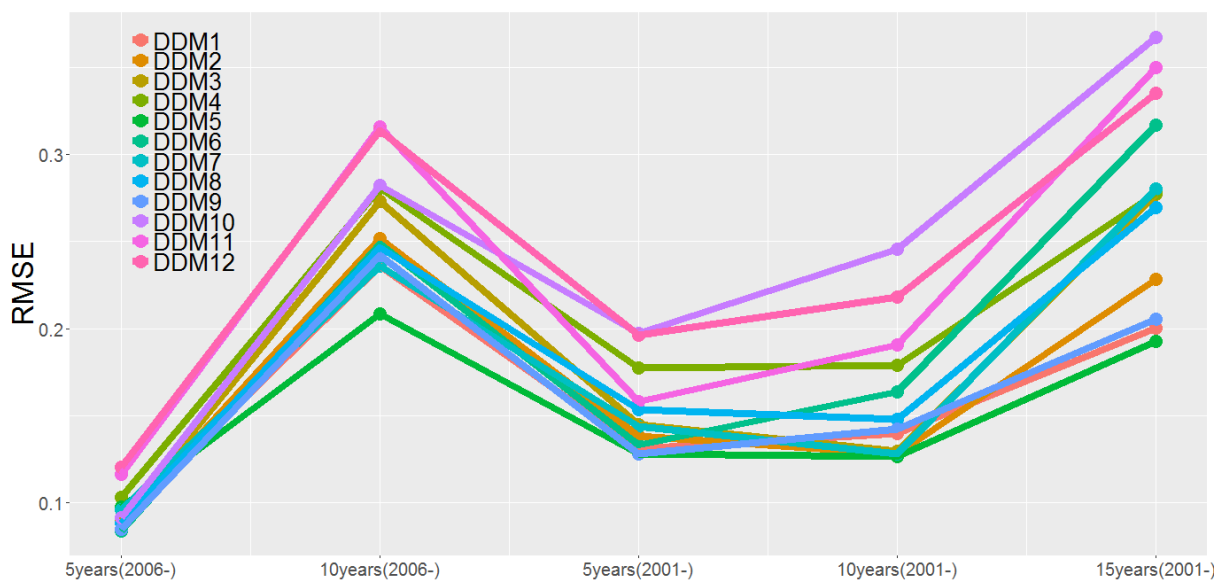


図 5-6. DDM(1-12)による各予測ケースにおける RMSE

DD5(M=0.4, h=0.6)が 15 年予測ケース及び 10 年予測の 2 ケースにおいて、最も予測パフォーマンスが高いことから DDM5 を選出した。

4-2-3 ASAP

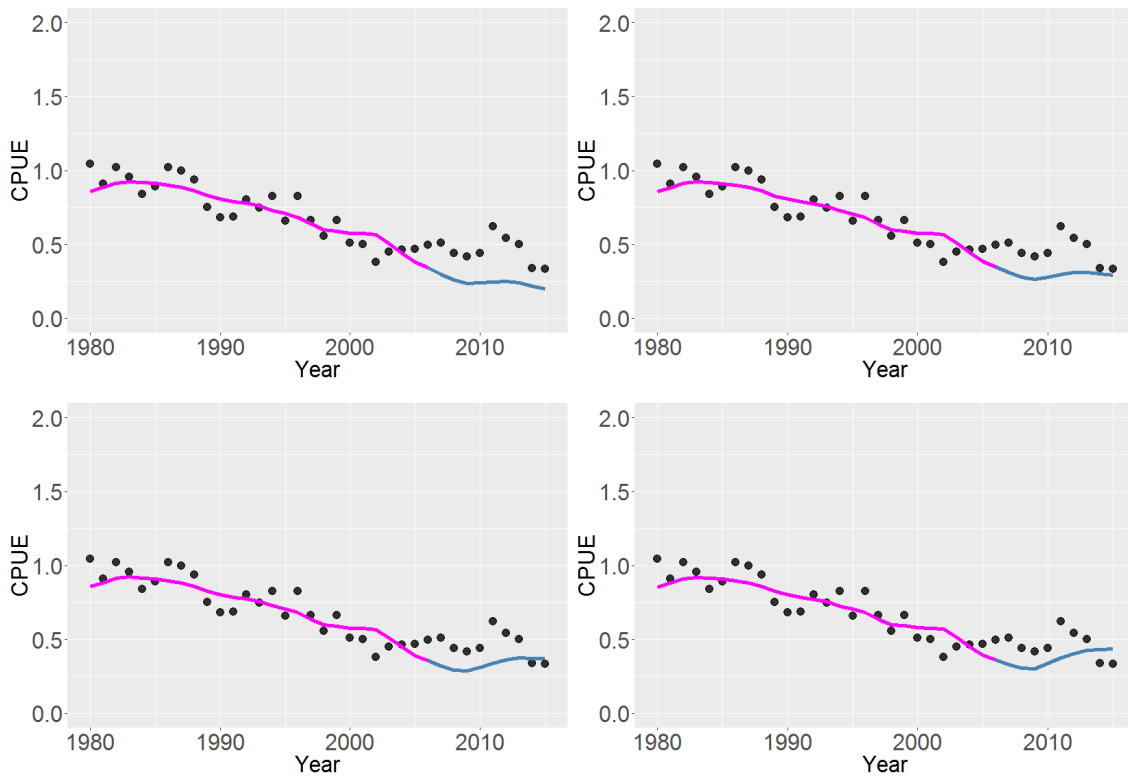


図 5-7(a). ASAP(1-4)による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : ASAP1 右上 : ASAP2 左下 : ASAP3 右下 : ASAP4)

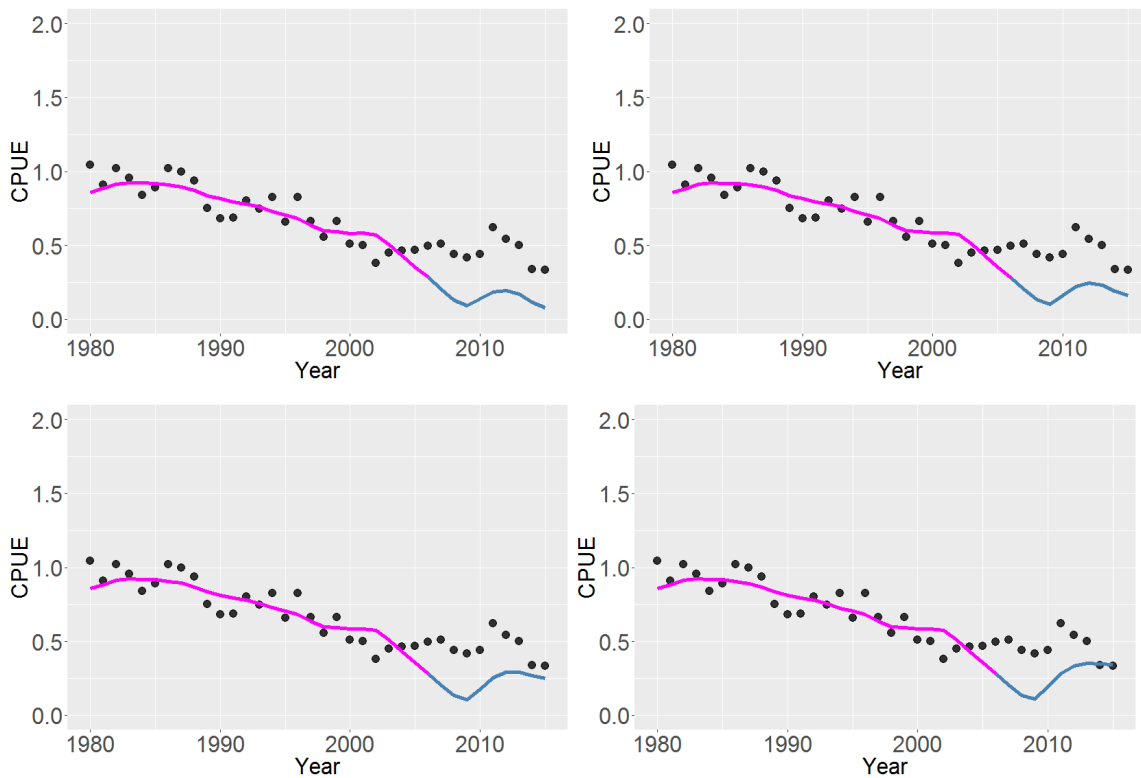


図 5-7(b). ASAP(1'-4')による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : ASAP1' 右上 : ASAP2' 左下 : ASAP3' 右下 : ASAP4')

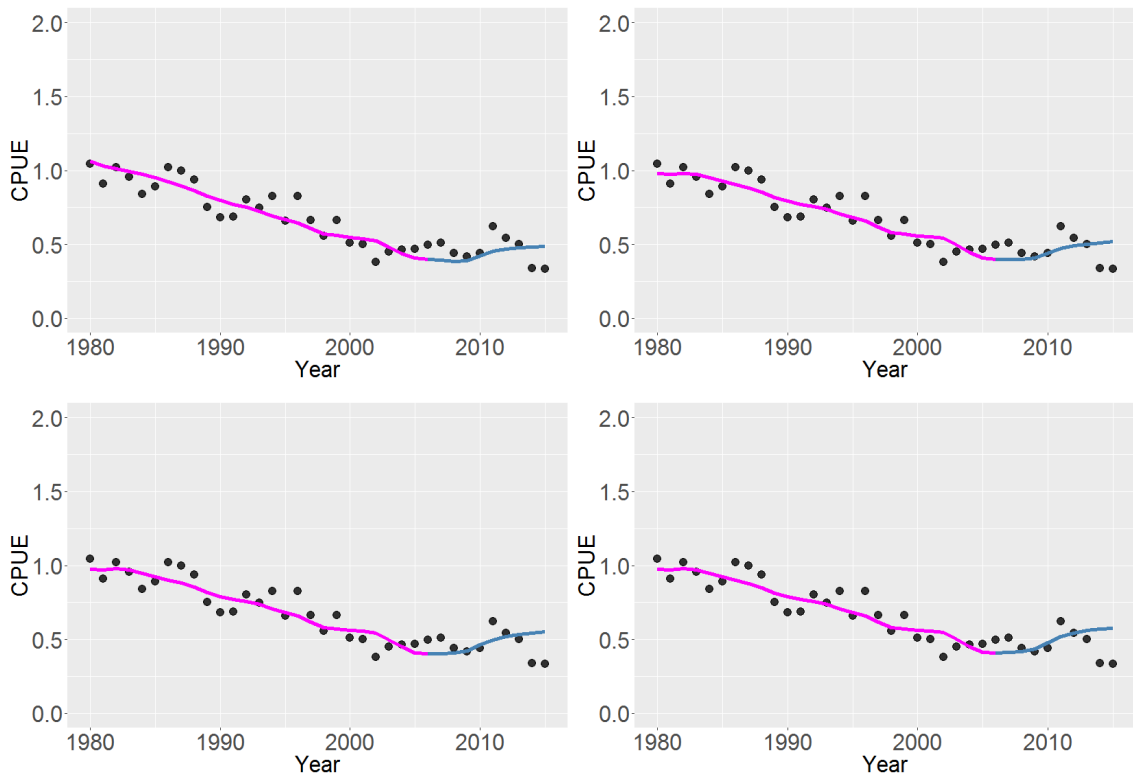


図 5-7(c). ASAP(5-8)による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : ASAP5 右上 : ASAP6 左下 : ASAP7 右下 : ASAP8)

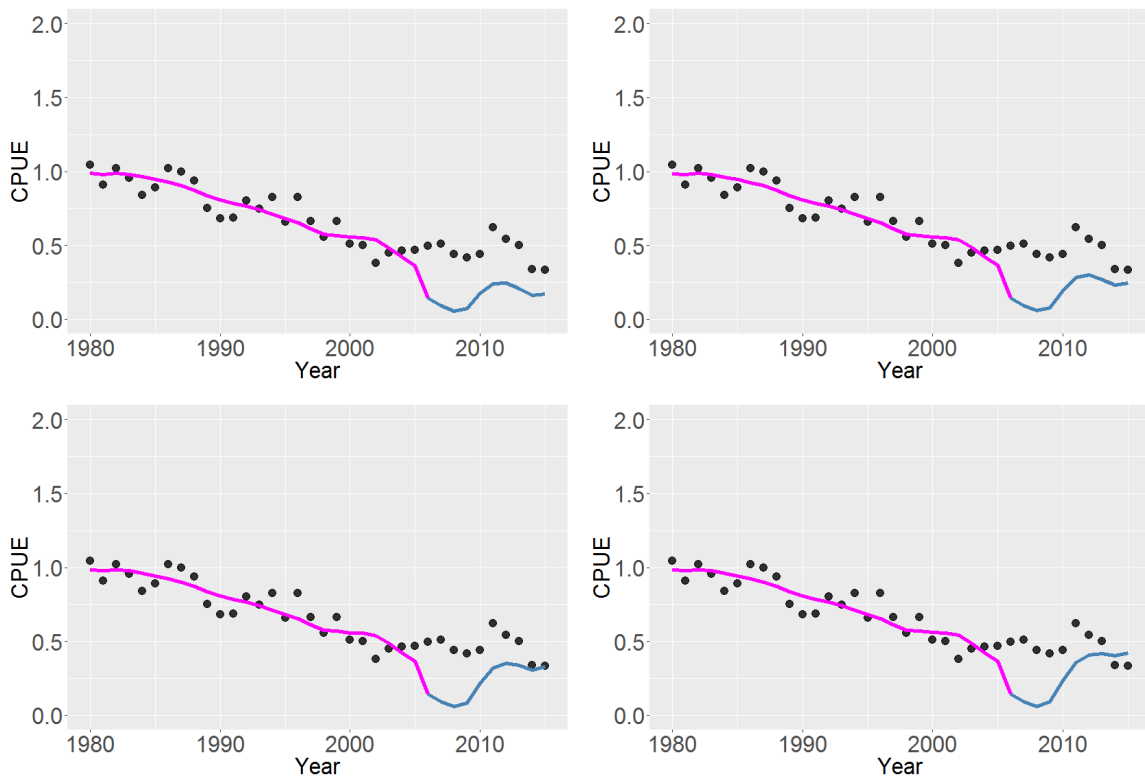


図 5-7(d). ASAP(5'-8')による CPUE の 10 年分予測(2006-2015)

(左上 : ASAP5' 右上 : ASAP6' 左下 : ASAP7' 右下 : ASAP8')

表 4-7. 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の二乗平均平方根誤差(RMSE)

モデル	5年(2006-2010)	10年(2006-2015)
ASAP1 (M=Low, h=0.6)	0.5298	0.6217
ASAP2 (M=Low, h=0.7)	0.4476	0.4604
ASAP3 (M=Low, h=0.8)	0.3885	0.3741
ASAP4 (M=Low, h=0.9)	0.3450	0.3318
ASAP5 (M=High, h=0.6)	0.1636	0.2300
ASAP6 (M=High, h=0.7)	0.1550	0.2384
ASAP7 (M=High, h=0.8)	0.1433	0.2515
ASAP8 (M=High, h=0.9)	0.1389	0.2660
ASAP1' (M=Low, h=0.6)	1.1089	1.1463
ASAP2' (M=Low, h=0.7)	1.0638	0.9376
ASAP3' (M=Low, h=0.8)	1.0302	0.8319
ASAP4' (M=Low, h=0.9)	1.0042	0.7760
ASAP5' (M=High, h=0.6)	1.5998	1.2686
ASAP6' (M=High, h=0.7)	1.5583	1.1727
ASAP7' (M=High, h=0.8)	1.5255	1.1146
ASAP8' (M=High, h=0.9)	1.4985	1.0833

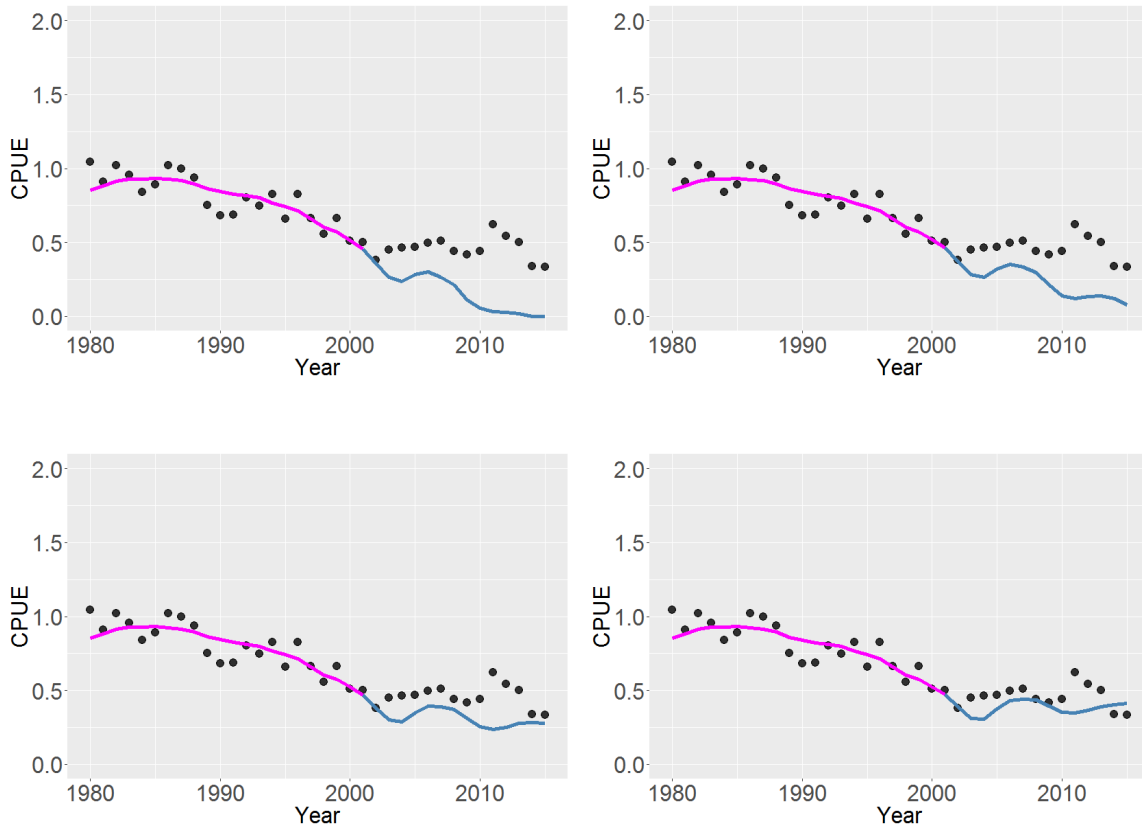


図 5-8(a). ASAP(1-4)による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : ASAP1 右上 : ASAP2 左下 : ASAP3 右下 : ASAP4)

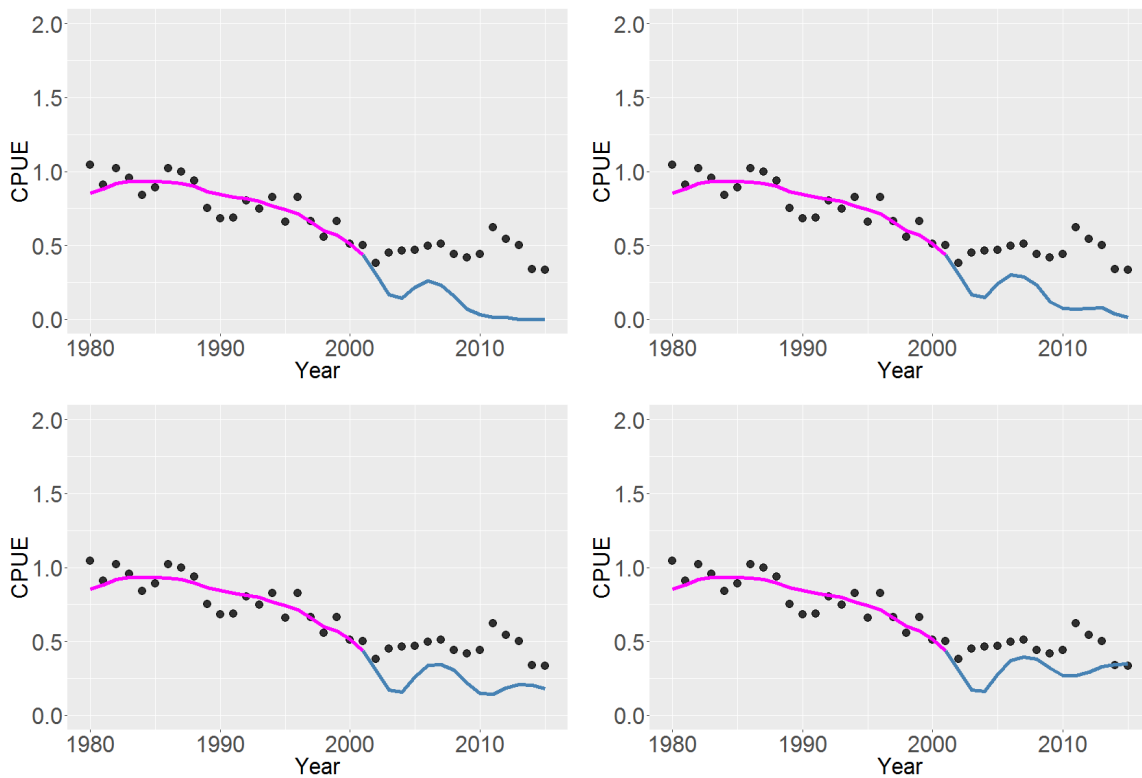


図 5-8(b). ASAP(1'-4')による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : ASAP1' 右上 : ASAP2' 左下 : ASAP3' 右下 : ASAP4')

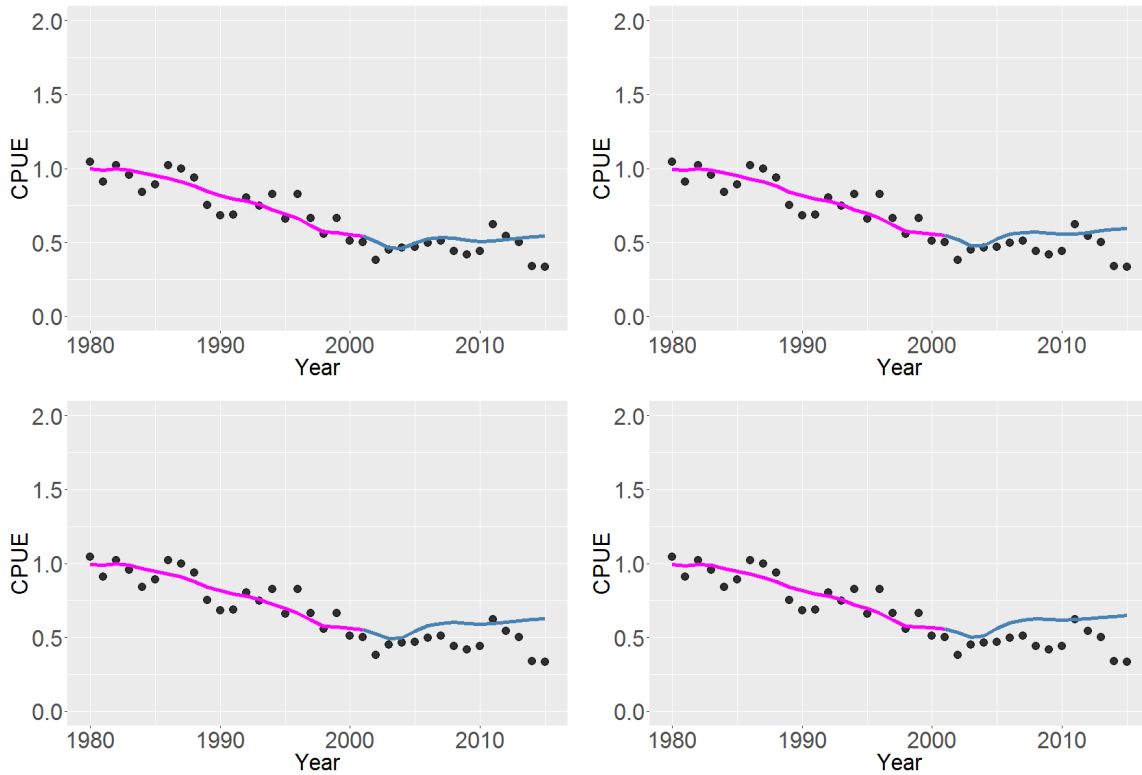


図 5-8(c). ASAP(5-8)による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : ASAP5 右上 : ASAP6 左下 : ASAP7 右下 : ASAP8)

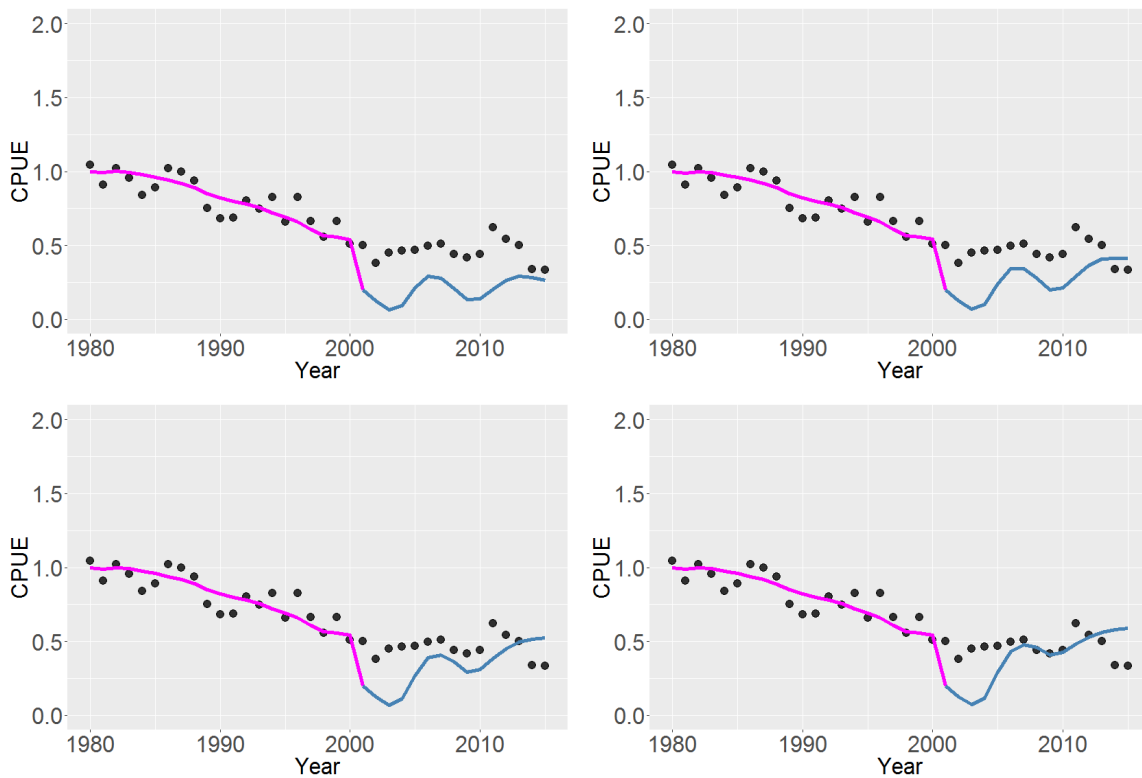


図 5-8(d). ASAP(5'-8')による CPUE の 15 年分予測(2001-2015)

(左上 : ASAP5' 右上 : ASAP6' 左下 : ASAP7' 右下 : ASAP8')

表 4-8. 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の二乗平均平方根誤差(RMSE)

モデル	5年(2001-2005)	10年(2001-2010)	15年(2001-2015)
ASAP1 (M=Low, h=0.6)	0.4523	0.9092	3.0377
ASAP2 (M=Low, h=0.7)	0.3719	0.5400	0.9108
ASAP3 (M=Low, h=0.8)	0.3130	0.3222	0.4456
ASAP4 (M=Low, h=0.9)	0.2685	0.2120	0.2686
ASAP5 (M=High, h=0.6)	0.1379	0.1418	0.2166
ASAP6 (M=High, h=0.7)	0.1567	0.1892	0.2623
ASAP7 (M=High, h=0.8)	0.1746	0.2270	0.2982
ASAP8 (M=High, h=0.9)	0.1906	0.2568	0.3256
ASAP1' (M=Low, h=0.6)	0.7820	1.2515	3.9117
ASAP2' (M=Low, h=0.7)	0.7455	0.9238	1.5664
ASAP3' (M=Low, h=0.8)	0.7179	0.6809	0.7904
ASAP4' (M=Low, h=0.9)	0.6961	0.5386	0.5275
ASAP5' (M=High, h=0.6)	1.3433	1.1317	0.9979
ASAP6' (M=High, h=0.7)	1.2987	1.0007	0.8509
ASAP7' (M=High, h=0.8)	1.2629	0.9155	0.7758
ASAP8' (M=High, h=0.9)	1.2343	0.8742	0.7455

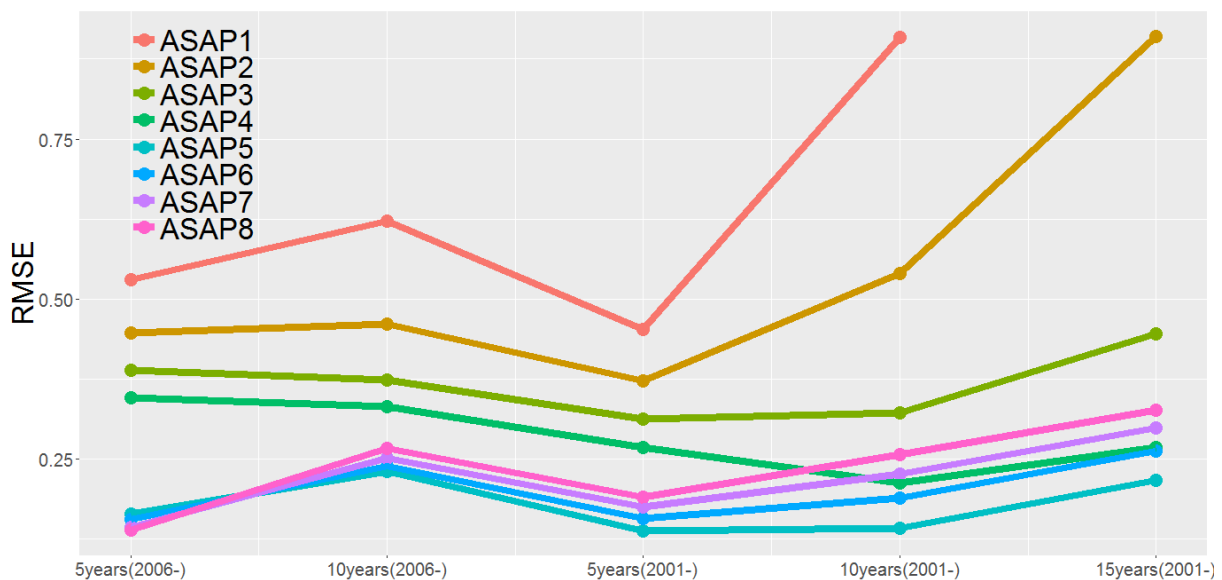


図 5-9. ASAP(1-8)による各予測ケースにおける RMSE

全てのモデルにおいて加入量の CV が 0.2 のものが 0.4 のものより予測能力が高いことが示唆された。15年予測ケースおよび10年予測の2ケースにおいて、ASAP5(M=High, h=0.6)



が概して非常に高いパフォーマンスを示したことから候補モデルを ASAP5 とした。

#### 4-2-4 最終的なモデル選択

BSPM2 (Pella( $z=0.5$ ), $b=1$ ), BSPM7(Fox,  $b$  推定), DDM5( $M=0.4$ ,  $h=0.6$ )そして ASAP5 ( $M=High$ ,  $h=0.6$ )の4つのモデルの比較結果を記載する。

表 4-9(a). 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の予測残差二乗和

モデル	5年(2006-2010)	10年(2006-2015)
BSPM2(Pella( $z=0.5$ ), $b=1$ )	0.1313	0.2061
DDM5( $M=0.4$ , $h=0.6$ )	0.0974	0.2085
ASAP5 ( $M=High$ , $h=0.6$ )	0.1636	0.2300

表 4-9(b). 対数標準化 CPUE と各モデルによる予測対数 CPUE の予測残差二乗和

モデル	5年(2001-2005)	10年(2001-2010)	15年(2001-2015)
BSPM2(Pella( $z=0.5$ ), $b=1$ )	0.1386	0.1692	0.2258
DDM5 ( $M=0.4$ , $h=0.6$ )	0.1282	0.1263	0.1929
ASAP5( $M=High$ , $h=0.6$ )	0.1379	0.1418	0.2166

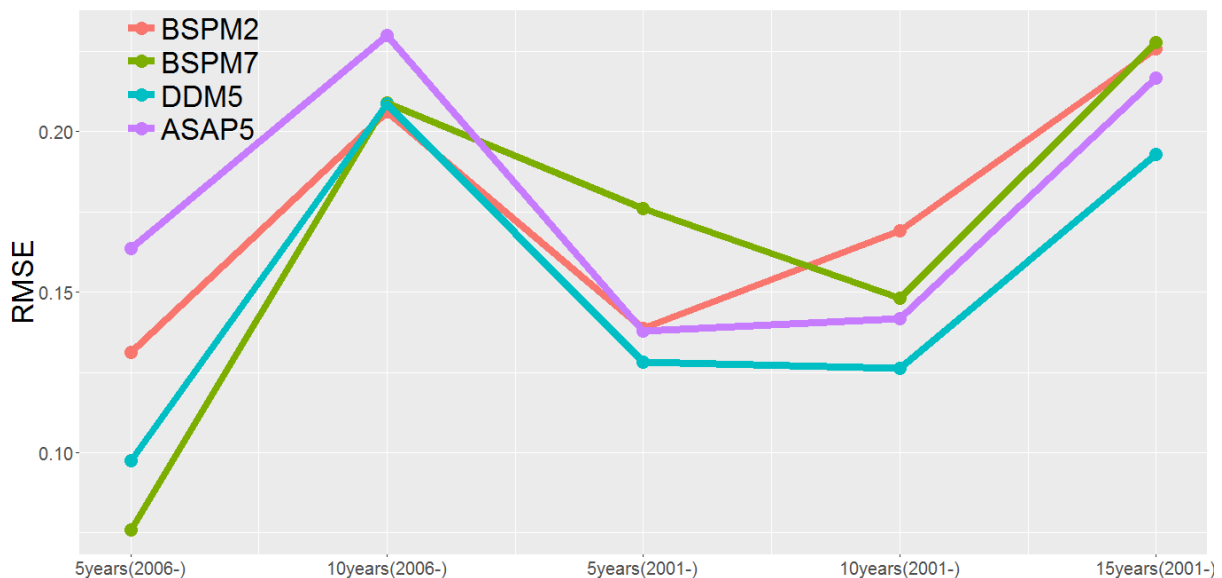


図 5-10. 最終候補モデルによる各予測ケースにおける RMSE

10年予測の(2006-2015)ケースを除く全ての予測ケースにおいて DDM5 の予測パフォーマンスが最も高かった。したがって最終的な資源評価と資源予測に用いるモデルとして DDM5 を選択した。

### 4-3 資源評価と将来予測

#### 4-3-1 資源評価

DDM5 ( $M=0.4$ ,  $h=0.6$ )を用いて資源評価を行った結果を記載する。

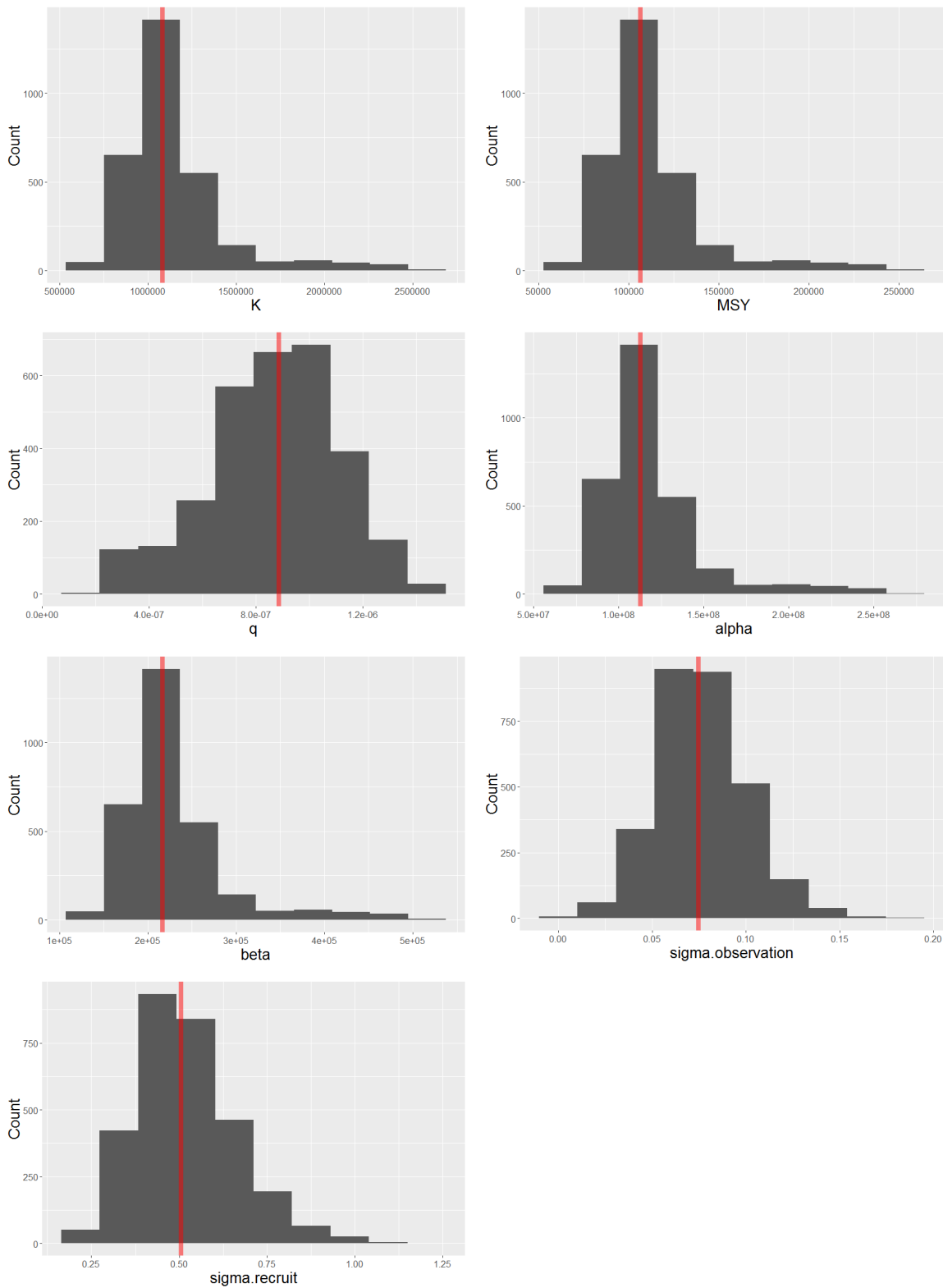


図 6-1. BSPM5 による各パラメータのヒストグラムと中央値

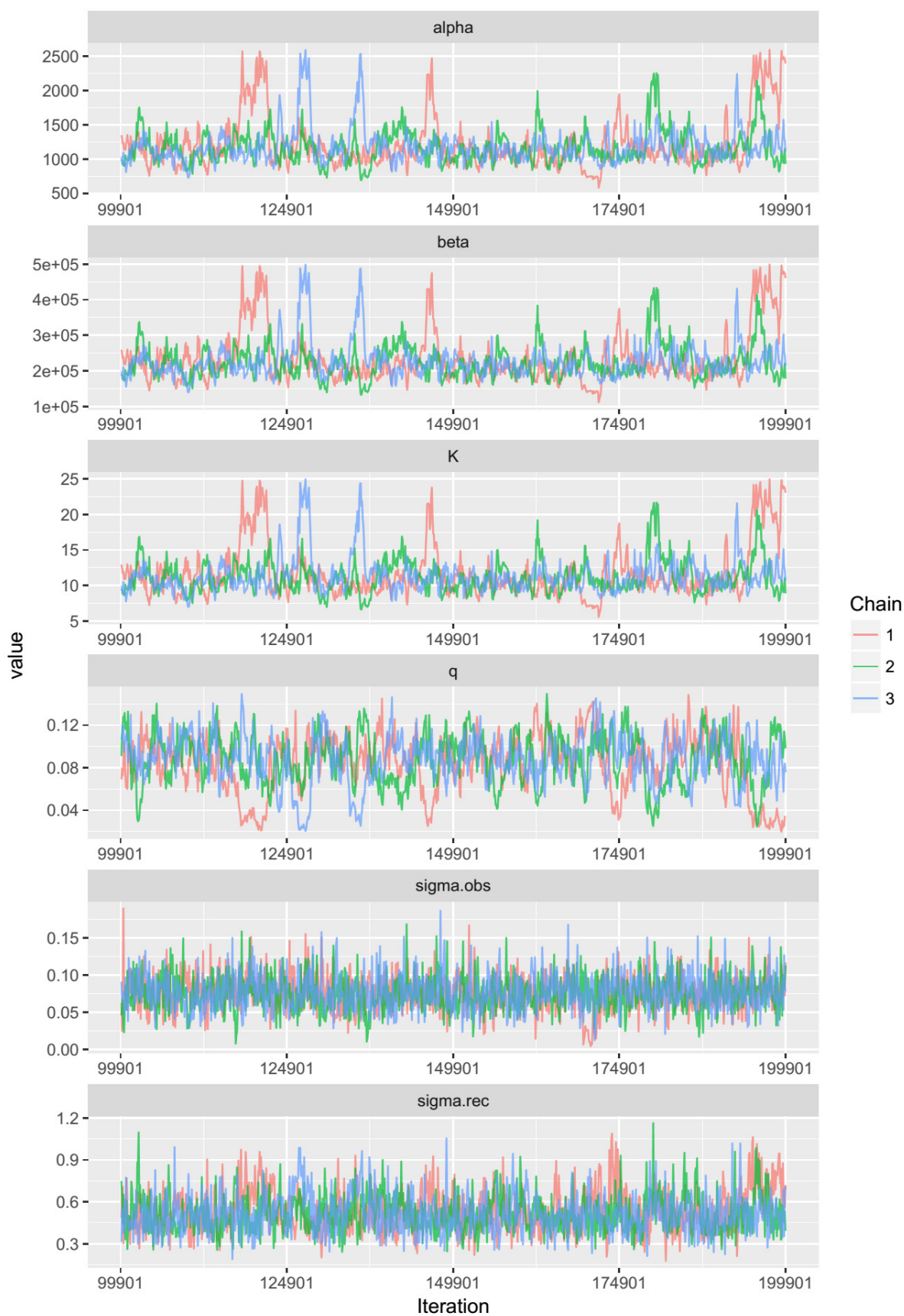


図 6-2. MCMC 法による各パラメータの事後サンプルのチェーン

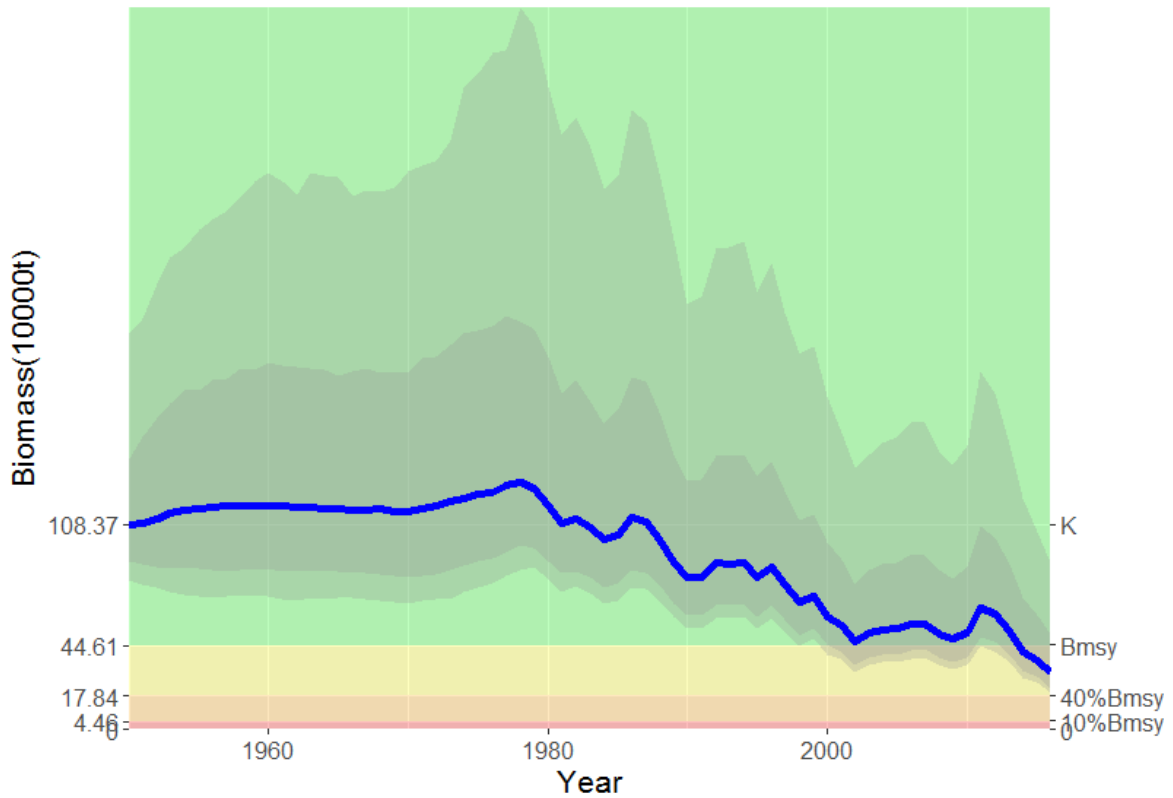


図 6-3. DDM5 による推定資源量の推移と 95%及び 80%信用区間

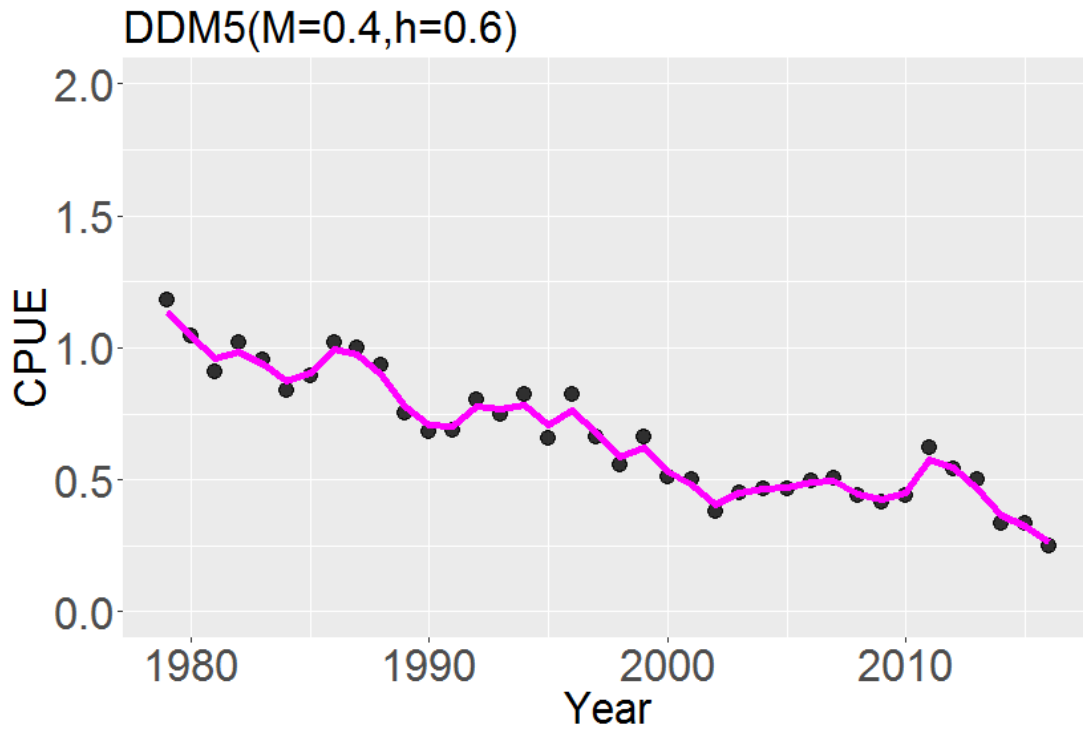


図 6-4. DDM5 による CPUE のフィッティング

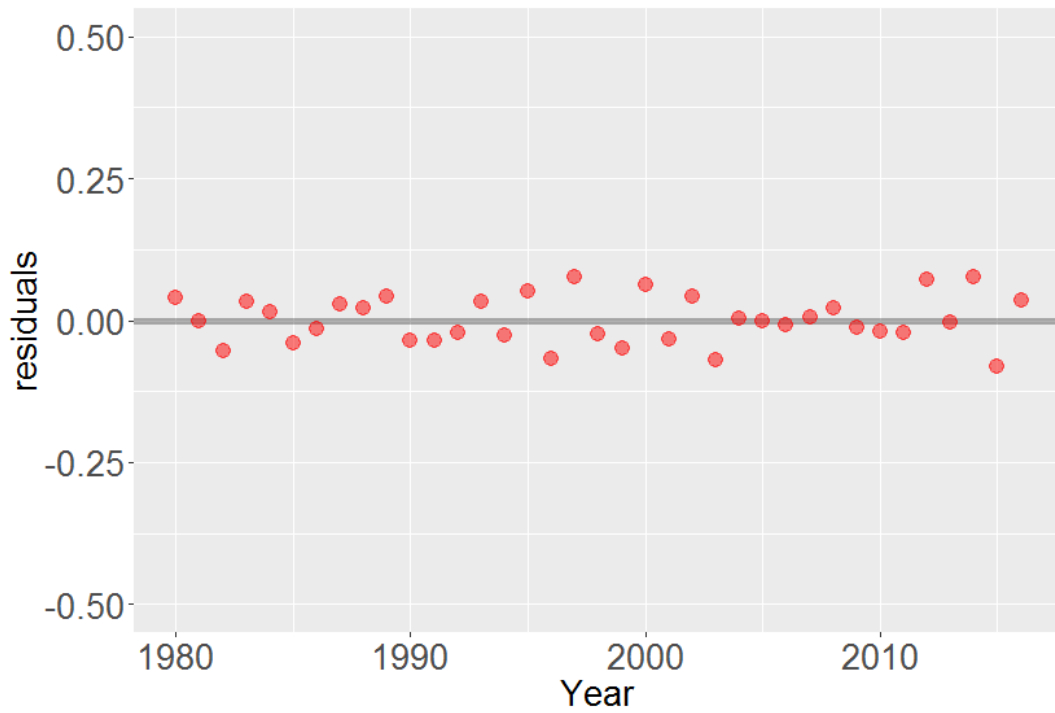


図 6-5. CPUE の対数残差プロット

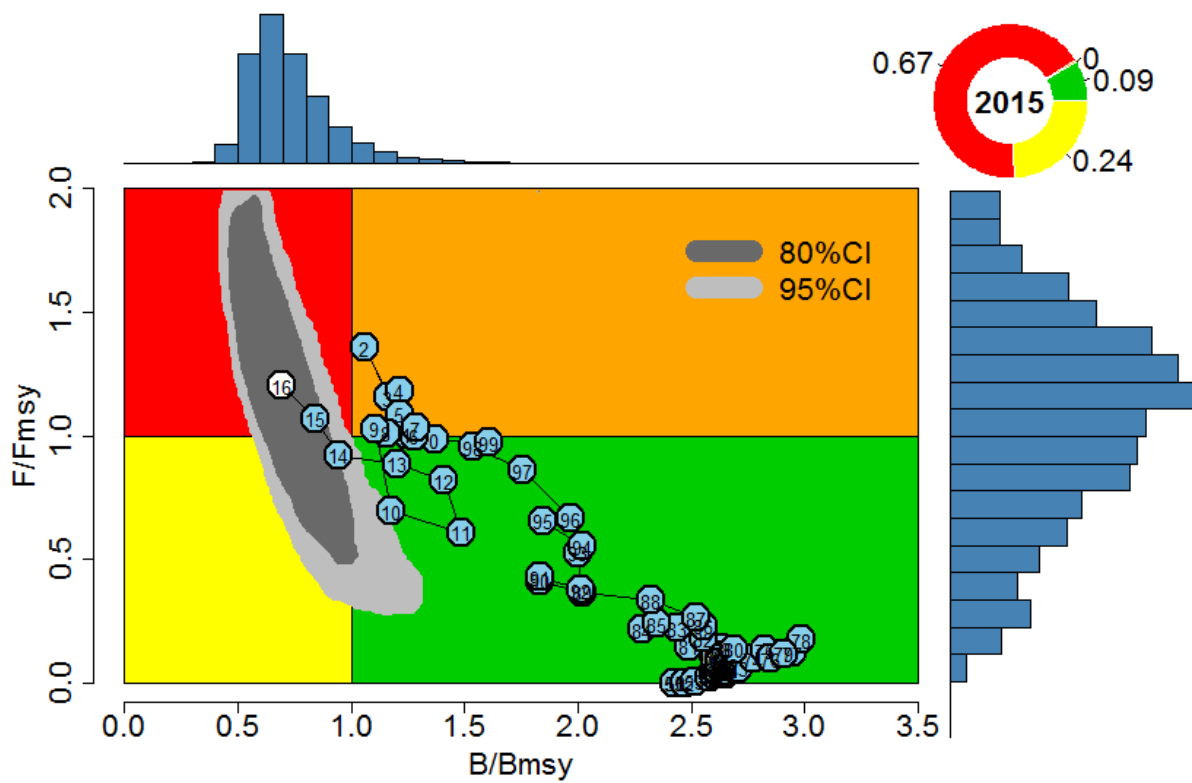


図 6-6. DDM5 による Kobe プロット

表 5-1. 各ベンチマークの推定値

Management quantity	Estimates
MSY(1000t) (95%CI)	106.5(77.9-205.8)
$B_{msy}$ (1000t) (95%CI)	446.1(326.1-862.0)
$F_{msy}$ (95%CI)	0.239(0.228-0.256)
$B_{2016}/B_{msy}$ (95%CI)	0.695(0.481-1.125)
$F_{2016}/F_{msy}$ (95%CI)	1.196(0.412-1.868)

表 5-2. 各ベンチマークの SS3(2016)による結果との比較(80%CI)

Management quantity	DDM5	SS3
MSY(1000t) (80%CI)	107(87-141)	104(87-121)
$B_{msy}$ (1000t) (80%CI)	446(366-590)	525(364-718)
$F_{msy}$ (80%CI)	0.24(0.23-0.24)	0.17(0.14-0.20)
$B_{2016}/B_{msy}$ (80%CI)	0.70(0.54-0.94)	1.29(1.07-1.51)
$F_{2016}/F_{msy}$ (80%CI)	1.20(0.72-1.64)	0.76(0.49-1.03)

SS3 と比較し、MSY の推定値は類似しているが、 $B_{2016}/B_{msy}$  と  $F_{2016}/F_{msy}$  の両者においてはより悲観的な結果が得られた。

#### 4-3-2 将来予測

将来予測の結果を以下に記載する。

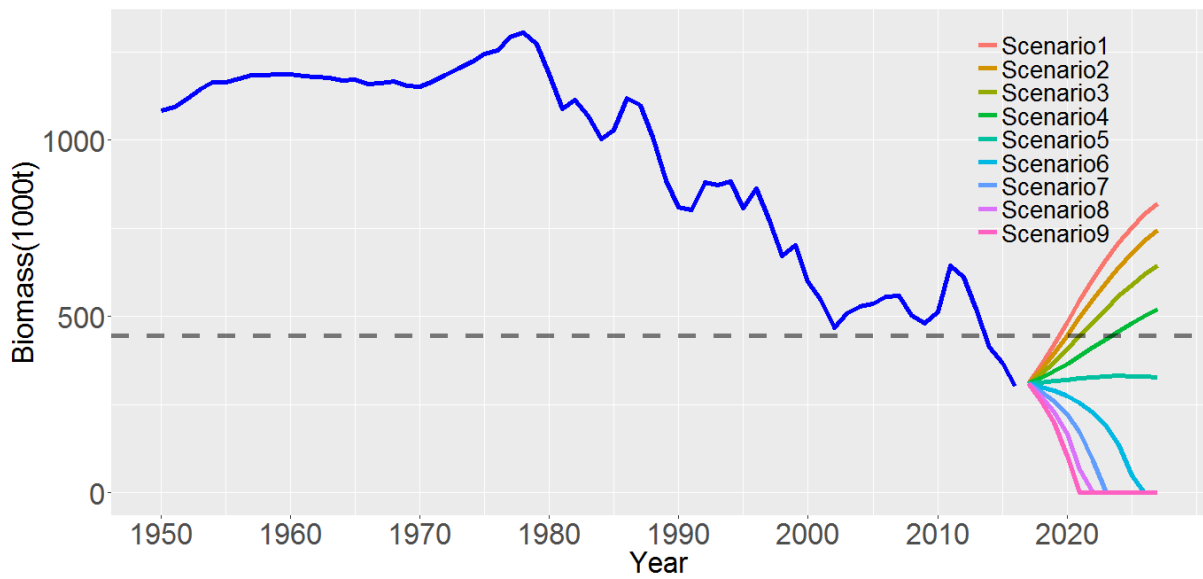


図 6-7. DDM5 によるバイオマスの将来予測 (2017-2027 年)

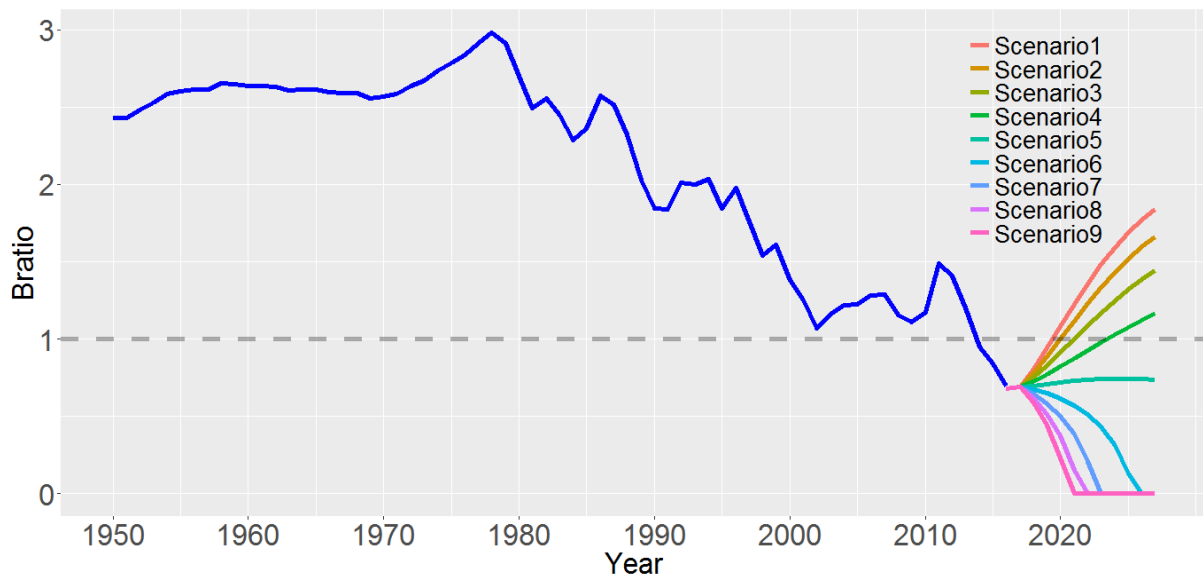


図 6-8. DDM5 による Bratio の将来予測 (2017-2027 年)

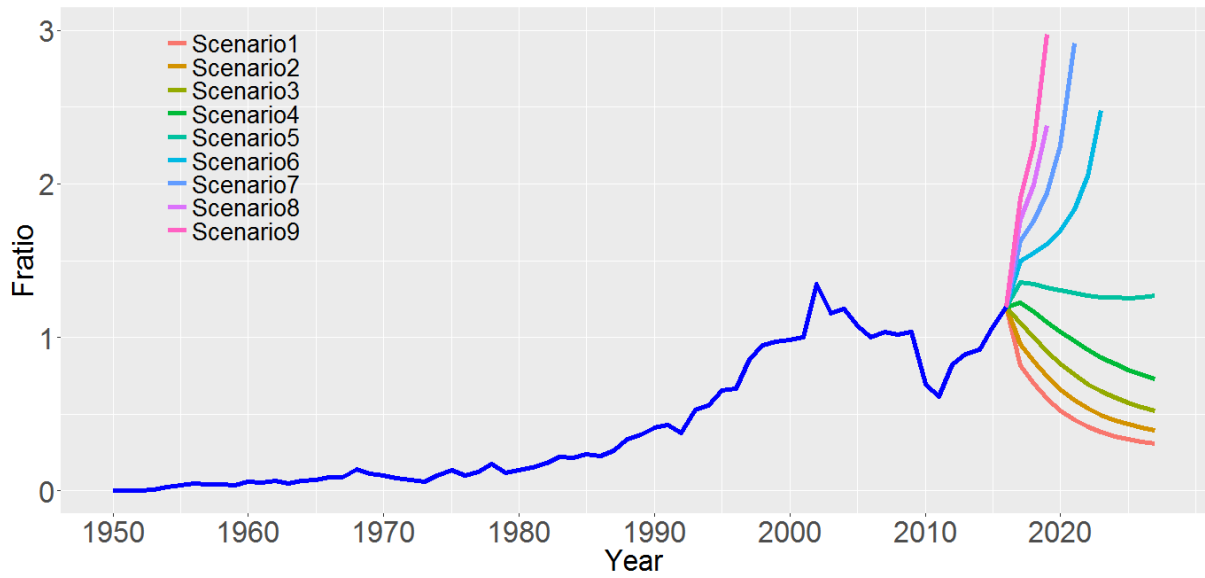
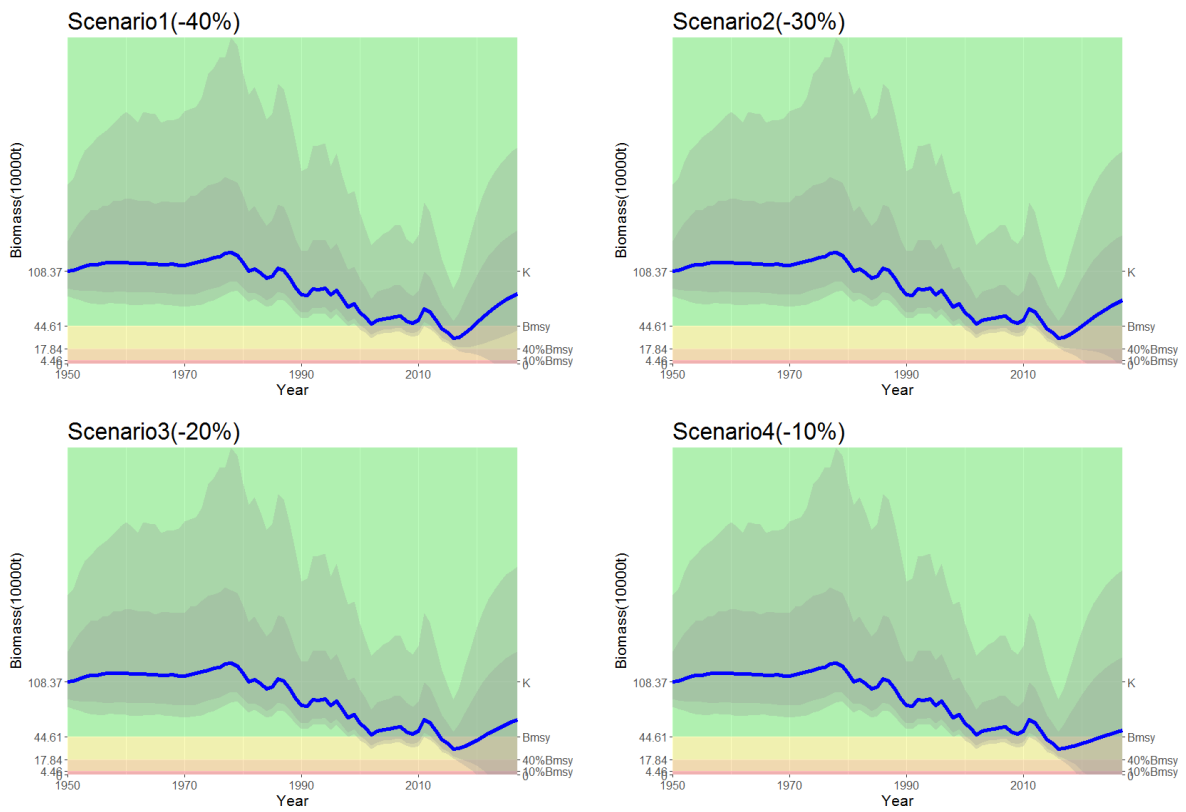


図 6-9. DDM5 による Fratio の将来予測 (2017-2027 年)





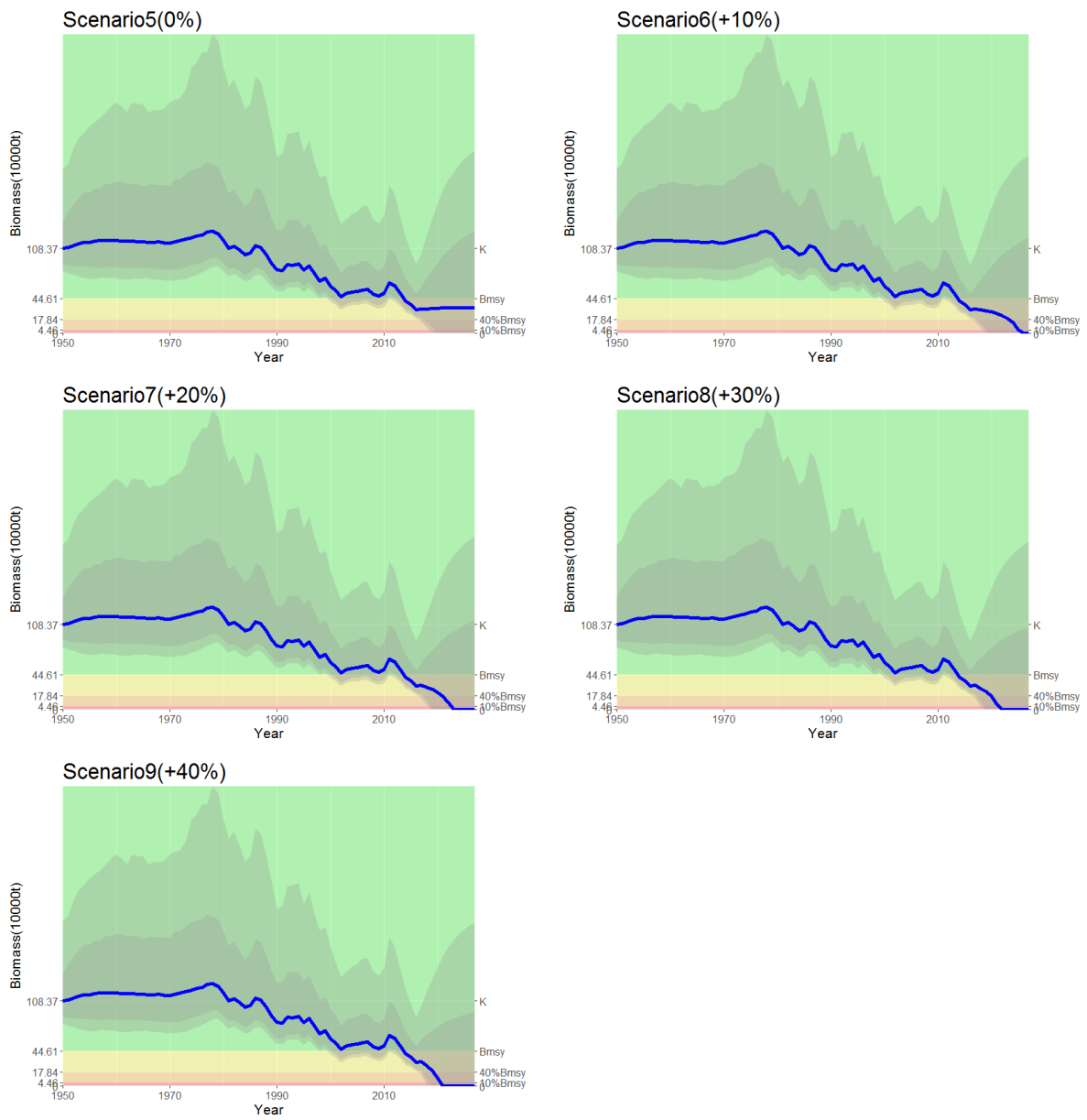


図 6-10. DDM5 による各シナリオにおけるバイオマスの将来予測 (2017-2027 年)

表 5-3(a). kobe II strategy matrix ( $B > B_{msy}$  の確率)

Catch level	Catch (t)	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027
-40	60273	0.21	0.33	0.45	0.56	0.64	0.71	0.76	0.80	0.83	0.86	0.87
-30	70319	0.21	0.31	0.41	0.50	0.57	0.63	0.67	0.71	0.74	0.76	0.78
-20	80364	0.21	0.30	0.38	0.44	0.50	0.54	0.58	0.61	0.63	0.65	0.67
-10	90410	0.21	0.28	0.34	0.39	0.43	0.46	0.49	0.51	0.53	0.54	0.55
0	100456	0.21	0.26	0.31	0.35	0.37	0.39	0.41	0.42	0.43	0.44	0.44
+10	110501	0.21	0.25	0.28	0.30	0.32	0.33	0.34	0.34	0.35	0.35	0.35
+20	120547	0.21	0.24	0.26	0.27	0.28	0.28	0.28	0.28	0.28	0.28	0.28
+30	130592	0.21	0.22	0.23	0.24	0.24	0.24	0.24	0.23	0.23	0.23	0.23
+40	140638	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.20	0.20	0.19	0.19	0.19	0.18

表 5-3(b). kobe II strategy matrix ( $F < F_{msy}$  の確率)

Catch level	Catch (t)	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027
-40	60273	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.98	0.97	0.97	0.96	0.96	0.96
-30	70319	1.00	1.00	1.00	0.99	0.97	0.95	0.93	0.92	0.91	0.90	0.90
-20	80364	1.00	1.00	0.99	0.96	0.92	0.89	0.86	0.84	0.83	0.81	0.80
-10	90410	1.00	1.00	0.98	0.93	0.87	0.82	0.78	0.75	0.72	0.71	0.69
0	100456	1.00	1.00	0.96	0.87	0.79	0.73	0.68	0.64	0.61	0.59	0.58
+10	110501	1.00	1.00	0.93	0.81	0.71	0.63	0.58	0.54	0.51	0.49	0.47
+20	120547	1.00	1.00	0.89	0.74	0.62	0.54	0.48	0.44	0.42	0.39	0.38
+30	130592	1.00	0.99	0.84	0.66	0.54	0.46	0.40	0.37	0.34	0.32	0.30
+40	140638	1.00	0.99	0.79	0.59	0.46	0.39	0.33	0.30	0.27	0.25	0.24

表 5-3 は Kobe II Strategy matrix と呼ばれ、それぞれ各シナリオに基づいてバイオマスが MSY レベルを上回る確率と漁獲係数が MSY レベルを下回る確率を算出し、表としてまとめたものである。

また表 5-4 は 2022 年および 2027 年に Kobe プロットの各領域に分布する確率が記載されている。

表 5-4. 2022 年と 2027 年における資源プロットの分布確率

Year	Red	Orange	Yellow	Green	
<b>2022</b>	Scenario1	0.02	0.00	0.27	0.71
	Scenario2	0.05	0.00	0.32	0.63
	Scenario3	0.11	0.00	0.35	0.54
	Scenario4	0.18	0.00	0.35	0.46
	Scenario5	0.27	0.00	0.33	0.39
	Scenario6	0.37	0.00	0.30	0.33
	Scenario7	0.46	0.00	0.26	0.28
	Scenario8	0.54	0.00	0.22	0.24
	Scenario9	0.61	0.00	0.18	0.20
<b>2027</b>	Scenario1	0.04	0.00	0.08	0.87
	Scenario2	0.10	0.00	0.12	0.78
	Scenario3	0.20	0.00	0.14	0.67
	Scenario4	0.31	0.00	0.14	0.55
	Scenario5	0.42	0.00	0.13	0.44
	Scenario6	0.53	0.00	0.12	0.35
	Scenario7	0.62	0.00	0.10	0.28
	Scenario8	0.70	0.00	0.07	0.23
	Scenario9	0.76	0.00	0.06	0.18

2022 年時点で 70%以上の確率でメバチ資源の状態を緑ゾーンに戻すためには、現状より漁獲圧を 40%以上上げる必要がある。一方で現状の漁獲圧による漁獲を継続した場合には赤ゾーンに分布する確率を 27%にまで下げることができることが示唆された。

一方 2027 年時点で 70 パーセント以上の確率で緑ゾーンを達成するためには 30%以上の削減でよい。

## 第五章 考察と課題

### 5-1 BSPM

全てのモデルにおいて Kobe プロットにおける信用区間が非常に広く、不確実性が大きいことが示唆された。近年プロダクションモデルの性質上全ての成長、生残、再生産関係が余剰生産の関数に組み込まれており、また年齢組成の変化も仮定することができないため何らかの不整合が起こっていると考えられる。インド洋メバチの資源評価に BSPM を用いるならば大きな不確実性に寄与している潜在変数を見つけ出し、更なるモデリングを行う必要があると考える。

### 5-2 DDM

本研究では、プロダクションモデルと年齢構造モデルの中間的な性質を持つ DDM が概して、将来予想能力において非常に高いパフォーマンスを見せた。また異なる設定下においても結果は大きく左右されず、頑健性が非常に高いことが示唆された。

### 5-3 ASAP

ASAP は年齢構造モデルの一種であり、パラメータ数が多くまた  $\lambda$  や CV の設定などモデルの使用者に判断を委ねられる項目が非常に多く、その多くは大きく推定結果を左右するものである。本研究結果からも、自然死亡率や重み付けは推定結果の差異に大きく寄与することが示唆された。複雑性において他モデルより現実にはより即しているが、その分頑健性には欠けるため感度分析やプロファイル尤度、レトロスペクティブ解析によって妥当性の検証を重ねていくことが肝要であると考えられる。

### 5-4 予測能力検証型のモデル選択について

10 年以上の長期に渡るケースにおいてはモデル間の将来予測能力の差異が顕著であり、Hindcasting 法によるモデル選択がしやすいことがわかった。3 年や 5 年後といった、より近い未来での管理目標の達成が目的であったとしても、擬似的な長期予測を行うことで明確なモデル選択が容易になると考えられる。また ASAP における  $\sigma_R$  を 0.4 に設定したモデルにみられたように、一見既存のデータへの適合度が良いモデルでも予測能力の検証によって予測能力を有していないと判断できる場合がある。複数の尤度関数の同時最適化を行うモデルを使用する場合、その重み付けが推定結果を左右する非常に重要な要素になるが、Hindcasting 法は最適な重み付けを探索する一つ的手段として有効であると考えられる。ただしプロファイル尤度によって推定に大きく影響を与えているデータを発見し、重みを調整

することも可能であるため (Ichinokawa et al.,2014), 併せて行くと良いだろう. また, より良い生物学的パラメータの模索やデータの取捨選択にも Hindcasting 法を用いることができる可能性がある. ただし, CPUE が不確実性を持つ以上, 絶対的なモデル選択規準にはなり得ず, プロファイル尤度やレトロスペクティブ解析をおこなったうえで, 最終的に恣意的な判断が必要な場面で適用する程度にとどめるのが最良であると考え.

また予測能力検証のモデル選択の施行にあたっては前述したとおり, モデル間で単一で同一の CPUE を用いる必要がある. したがって如何に信頼性の高い CPUE を使用するかによってモデル選択の妥当性が大きく左右されると考えられる. IOTC にて WPTT18 より日本, 台湾及び韓国の漁業データを統合した単一 CPUE (Joint CPUE) 導出とその方法が議論されているように, アクセス可能なデータを無駄なく統合し真の資源量を最大限に反映した CPUE を生成し使用することが肝要である.

### 5-5 資源評価と将来予測の結果について

図 6.6 より現状の時点でメバチの資源プロットは kobe プロットの赤いゾーンに分布する確率が 67%であり, 資源はやや危険な状態にあるといえる. また表 27 の結果から, 現状の漁獲圧による漁業の継続はリスクが高く, 2022 年時点で, Kobe プロットの緑ゾーンに 70%以上の確率で推移させるには少なくとも 40%, 2027 年時点ならば少なくとも 30%以上漁獲量を削減する必要があることがわかった. 今回得られた結果は概して, 2016 年の第 18 回 IOTC 熱帯まぐろ作業部会(WPTT-18)における SS3 による結果より悲観的なものとなった.

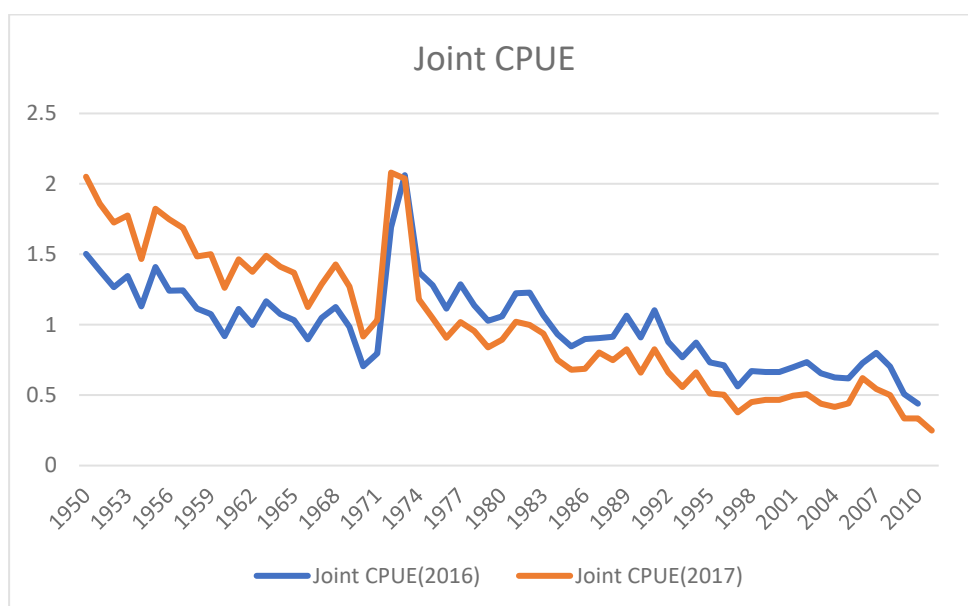


図 7-1. Joint CPUE の比較(2016 年度, 2017 年度)

ただし、用いている Joint CPUE が互いに異なっており、図 7-1 より本研究で使用した 2017 年度に提出された CPUE の方が 1979 年以降の下降の勾配が大きいことがわかる。したがって結果が悲観的になる一因として、その影響が考えられる。

#### 5-6 WinBUGS と Jags について

本研究では MCMC サンプリングを行うために、Jags を主として用い WinBUGS を補助的に導入した。その理由は前述したとおり、WinBUGS においてはモデルのコンパイル時にエラーが発生するモデルであっても JAGS ならば問題なく推定可能であったためである。どちらもギブスサンプリング法をベースにしているが、コンパイル過程に大きな差異があると考えられる。WinBUGS でコンパイルできないモデルとして観測誤差のみを仮定したプロダクションモデルや、本研究で用いた状態空間型ディレイディファレンスモデルが挙げられるが、その原因を検討していく必要がある。

#### 5-7 課題

本研究は予測能力検証型のモデル選択法を用いて、実際に適用するというプロセスに留まっている。将来的には生成したシミュレーションデータによってモデル選択の精度を検証していく必要があるだろう。例えば、年齢構造モデルといった現実に即した複雑性の高いモデルを用いたコンディショニングによって複数の資源動態を再現し、そこから漁獲量データ、資源量指数を生成する。それらを用いて実際に種々の資源動態モデルに対し Hindcasting 法を適用していくことが可能である。

また実際に行政への勧告に用いられるモデルとして、マグロ類においては SS3 のような統合モデルが主流となりつつあるため、Hind casting 法の統合モデルへの適用も施行する必要がある。

## 参考文献

- Bashmakov, V.F., Zamanov, V.V. and Romanov, E.V. 1991. Diet composition of Tunas caught with longlines and purse seines in the Western Indian Ocean. IPTP/WD/6. 53-59pp.
- Bo, F. and Nishida, T. 2003. Factors affecting distribution of adult bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean based on Japanese tuna longline fisheries information. 上海水产大学出版社
- Everson, J.P., Million, J., Sardenne, F. and Croizier, G.L. 2012. Updated growth estimates for skipjack, yellowfin and bigeye tuna in the indian ocean using the most recent tag-recapture and otolith data. IOTC-2012-WPTT14-23
- Fox, W. W., Jr. 1974. An overview of production modeling. WTPD-Nantes/74/13, 142-156.
- Francis, C. 2011. Data weighting in statistical fisheries stock assessment models. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 68(6)., 1124-1138.
- Hilborn, R. and Walters, C. J. 1992. Quantitative Fisheries Stock Assessment. Chapman And Hall, New York.
- Ichinokawa, M., Okamura, H. and Takeuchi, Y. 2014. Data conflict caused by model misspecification of selectivity in an integrated stock assessment model and its potential effects on stock status estimation. Fisheries Research, 158(2014)., 147-157.
- James, W. and Stein, C. 1961. Estimation with quadratic loss. Proc. Fourth Berkeley Symp. Math. Statist. Prob., 1 : 361-379.
- Kell, L., Kimoto, A and Kitakado, T. 2016. Evaluation of the prediction skill of stock assessment using hindcasting. Fisheries Research, 183(2016)., 119-127.
- Langley, A. Herrera, M. and Sharma, R. 2013. Stock assessment of bigeye tuna in the Indian Ocean for 2012. IOTC-2013-WPTT15-30. 66pp.

- Matsumoto, T and Satoh, K. 2017. Consideration on high jump of Japanese longline CPUE for bigeye and yellowfin tuna in the late 1970s in the Indian Ocean. IOTC-2017-WPTT19-27.
- Matsumoto, T., Kitagawa, T., Kimura, S. 2013. Considerations on diving Patterns of bigeye tuna *Thunnus obesus* based on archival tag data. Fisheries Science. 79(1): 39-46.
- Nakamura, E.L. and Uchiyama, J.H. 1966. Length-weight relations of Pacific tunas. *In* Manar, T.A. (ed.), Proceedings of Governor's Conference Center of Pacific Fisheries Resources. Hawaii, USA. 197-201 pp.
- Nishida, T. and Iwasaki, K. 2013. Stock and risk assessment of bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean by Age Structured Production Model (ASPM). IOTC-2013-WPTT15-31. 13pp.
- Okamoto, H., Miyabe, N and Inagaki, D. 2001. Interpretation of high catch rates of bigeye tuna in 1977 and 1978 observed in the Japanese longline fishery in the Indian Ocean. IOTC-2001-WPM-01-02. 169-190pp.
- Pella, J.J. and Tomlinson, P.K. 1969. A generalized stock production model. Bull. Inter-Amer. Trop. Tuna. Comm., 13, 421-496.
- Sabarros, P. S., Romanov, E. V. and Bach, P. 2015. Vertical behavior and habitat preferences of yellowfin and bigeye tuna in the South West Indian Ocean inferred from PSAT tagging data. IOTC-2015-WPTT17-42 Rev\_1. 16pp
- Shono, H., K. Satoh, H. Okamoto, and T. Nishida. 2009. Updated stock assessment for bigeye tuna in the Indian Ocean up to 2008 using Stock Synthesis III (SS3). IOTC - 2009-WPTT-20
- Stein, C. 1956. Inadmissibility of the usual estimator for the mean of a Multivariate normal distribution. Proc. Third Berkeley Symp. Math. Statist.Prob., 1 : 197-206.



Steuert, B. and Conand, F., 2004. AGE AND GROWTH OF BIGEYE TUNA (THUNNUS OBESUS) IN THE WESTERN INDIAN OCEAN. *Cybium* 2004,28(2),163-170.

Truesdell, S. B., Bence, J. R., Syslo, J. M. and Ebener, M. P. 2016. Estimating multinomial effective sample size in catch-at-age and catch-at-size models. *Fisheries Research*,192(2017),66-83.

Zhu, J., Guan, W., Tian, S., Dai, X. and Xu, L. 2013. Stock assessment of Bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean using ASAP. IOTC-2013-WPTT15-28.92pp.

IOTC. 2012. Report of the Fifteen Session of the IOTC Scientific Committee, December, 2012, 288pp.

IOTC. 2013a. Report of the Fifteenth Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, IOTC-2013-WPTT15-R [E]. 93pp.

IOTC. 2013b. Report of the Sixteenth Session of the IOTC Scientific Committee, December, 2013, 312pp.

IOTC. 2014. Report of the Seventeenth Session of the IOTC Scientific Committee, December, 2014, 357pp.

Schnute, J. 1987. A General Fishery Model for a Size-Structured Fish Population, *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 1987, 44(5): 924-940

毛利雅彦. 1998. インド洋におけるメバチの釣獲率分布に関する研究. 博士論文 (東京水産大学). 138pp.

毛利雅彦・花本栄二・根本雅生・竹内正一. 1997. まぐろ延縄の漁獲からみたインド洋のメバチの漁期・漁獲と回遊パターン. 神奈川県水産総合研究報告, 2: 13-19.

西川康夫・本間操・上柳昭治・木川昭二. 1985. 遠洋性サバ型魚類稚仔魚の平均分布, 1956-1981. 遠洋水産研究所 S シリーズ, (12): 1-99.

久米漸・森田安雄・小木立夫. 1971. インド洋メバチの分布および性成熟状態からみた魚群構造, 遠洋研報告, 4, 141-164.

伊庭幸人・種村正美・大森裕浩・和合肇・佐藤整尚・高橋明彦(2005). 計算統計Ⅱ マルコフ連鎖モンテカルロ法とその周辺. 岩波書店, 東京

久保拓弥 (2012). データ解析のための統計モデリング入門 一般化線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC 岩波書店

田中栄次 (2012). 新訂水産資源解析学 成山堂

能勢幸雄・石井丈夫・清水誠 (1988). 水産資源学 東京大学出版会

遠洋水産研究所 HP 「国際漁業資源の現況」

<http://kokushi.fra.go.jp/index-2.html>

## 謝辞

研究を遂行し、本稿を執筆するにあたり、東京海洋大学資源解析学研究室の北門利英教授より指導を賜りました。心より御礼申し上げます。また度々有益なアドバイスをくださいました同研究室の田中栄次教授、岩田繁英助教、そして当論文の審査を担ってくださった鈴木直樹准教授に深く感謝致します。研究を進める過程においては、自力では解決できない障壁に対し同期や後輩と問題を共有し、活発な議論を交わしていくことで解決に至ることが多々ありました。決して他人事と思わず親身に研究の相談に乗り、共に打開策を模索してくれた研究室の仲間に対し、最後に感謝の意を表させていただきます。

## 付録(ASAP の使用法について)

### 1. General Data

ASAP を動かす上で最も基本的な仮定を入力する.

空欄, チェックボックスの名称	説明
<b>First Year in Catch</b>	漁獲量データの最初の年
<b>Last Year in Catch</b>	漁獲量データの最後の年
<b>Number of ages</b>	年齢数
<b>Number of fleets</b>	漁法の数
<b>Include discards in Model</b>	海上投棄を仮定するかどうか
<b>Enable MCMC calculations</b>	MCMC 計算をするかどうか
<b>Number of Available Surveys</b>	資源量指数の数
<b>Number of Selectivity Blocks</b>	漁法別選択性のセットの数
<b>Number of Weight Matrices</b>	仮定する体重行列の数
<b>Use Likelihoods Constants</b>	尤度計算に定数部位を含めるかどうか
<b>Perform Projection Calculations</b>	将来予測の計算を行うかどうか
<b>Create R rdat File</b>	R 用の rdat ファイルを作るかどうか

### 2. Biological

年齢別自然死亡率, 年齢別成熟率, 年齢別体重を入力する.

- Natural Mortality タブ

年齢別の自然死亡係数を入力する. 年別にも記入できるため経年変化を仮定できる.

- Maturity タブ

年齢別の成熟率を入力する. 自然死亡係数と同様に経年変化にも対応している.

- Fecundity タブ

Fecundity Options では産卵親魚重量の計算に成熟率と体重の積を用いるのか, もしくは直接成熟率を用いるのかを選択可能. また一年の中でいつ産卵が起こるのかを定義する. 1月1日ならば0.0, 12月31日ならば12を記入.

### 3. Weights at Age

General Data で用意し行列に年齢別体重を入力する. 自然死亡係数と成熟率と同様に年になっている. また各漁法の漁獲量, 投棄量および産卵親魚重量, 1月1日時バイオマスの計算にどの行列を用いるのかを指定する.

#### 4. Fleets

各漁法の名称と選択性の始まる年齢，終わる年齢や魚が死亡して投棄される割合を入力。Fleet Directed Flag 欄にはその漁法がその種を狙うものならば 1，混獲のみならば 0 を記入する。Average F 欄では漁獲係数の計算において，バイオマスもしくは尾数による重み付けを行うのか，行わないのかを指定する。

#### 5. Selectivity Blocks

用意した選択性ブロックの詳細を定義する。年齢別にロジスティック曲線，もしくはダブルロジスティック曲線に従う仮定と年齢別に完全に独立に推定する仮定を置くことができる。ロジスティック曲線を仮定した場合パラメータは 2 つ，ダブルロジスティック曲線の場合は 4 つ，独立に推定する場合は年齢の数となり，それぞれ初期値を与える。また ADMB の推定におけるフェーズと  $\lambda$ ，CV を入力する。

#### 6. Catch

漁法ごとの年別年齢別漁獲尾数（Catch-at-age データ）を記入する。さらに右側のタブには漁法ごとの年別総漁獲重量をインプットする。

#### 7. Discards

Catch タブと同様の記入形式を持っている。General Data で Discards をオンにしているときのみ記入する。

#### 8. Index Specification

資源量指数に関する指定を行う。それぞれの資源量指数の名称の定義とバイオマス，資源尾数のどちらの単位のなのかを指定し，さらに算出の基になった漁法を入力する。Use Index in Estimate のチェックを外すとその指数は推定に寄与しない。

#### 9. Index Selectivity

資源量指数の選択性について Selectivity Block と同様に記入。その資源量指数の算出に用いた漁法がすでに Selectivity Block に用意されている場合，Phase を全て負の数字にする。

## 10. Index Data

資源量指数を入力する。Index Specification の Estimate Proportion at Age にチェックが入っていない場合、記入するのは指数とその CV のみであるが、チェックが入っている場合には各年齢の比率と有効サンプルサイズも記入する。

## 11. Phases

ADMB の推定フェーズを記入する。パラメータを固定したい場合には負の数字を記入する。またスケールパラメータと偏差パラメータどちらも推定する場合、スケールパラメータの Phase を先にすべきである。

## 12. Lambdas

### ・Lambda-1 タブ

各年各漁法の漁獲量の CV と有効サンプル数を記入。有効サンプルサイズは 50-200 の範囲が好ましい。

### ・Lambda-2 タブ

加入の  $\lambda$  と CV を記入する。

### ・Lambda-3 タブ

その他の項目の  $\lambda$  と CV を記入する。

## 13. Initial Guesses

各項目の初期値を入力する。

## 14. Projections

将来予測に関する設定を行う。Recruitment Option に-1 を記入すると、予測における加入量は再生産関係から与えられる。一方 1 を記入すると自ら加入量を書き入れなければならない。漁獲ルールは総漁獲量、F%SPR、もしくは F を直接自ら入力するものや Fmsy、最近年の F での漁獲を想定することができる。