



## FOLHA DE ROSTO PARA PRODUTOS DE COOPERAÇÃO TÉCNICA

Identificação			
Consultor(a) / Autor(a): Fundação Universidade Federal do Rio Grande (FAURG)			
Número do Contrato: N. 22300002			
Nome do Projeto: BRA/IICA/16/001			
Oficial/Coordenador Técnico Responsável: Coordenador-Geral CGIE/SDI/MAPA			
Data /Local: Brasília – DF, 22 de agosto de 2023			
Classificação			
Temas Prioritários do IICA			
Agroenergia e Biocombustíveis		Sanidade Agropecuária	
Biotecnologia e Biosegurança		Tecnologia e Inovação	
Comércio e Agronegócio	x	Agroindústria Rural	x
Desenvolvimento Rural	x	Recursos Naturais	x
Políticas e Comércio	x	Comunicação e Gestão do Conhecimento	x
Agricultura Orgânica		Outros:	
Modernização Institucional	x		
Palavras-Chave: Avaliação de estoque, recursos pesqueiros, pesca artesanal.			
Resumo			
<b>Título do Produto:</b> Proposta de Plano Anual de Aquisições e Contratações do Projeto – PAAC para o ano de 2021, no âmbito do Projeto “Inovação nas Cadeias Produtivas da Agropecuária para Conservação Florestal na Amazônia Legal”			
Subtítulo do Produto:  Relatório Técnico de Avaliação do Estoque da Tainha ( <i>Mugil liza</i> ) no Sudeste e Sul do Brasil			

Resumo do Produto: O presente documento tem por objetivo apresentar o produto 02 a ser executado no âmbito do contrato de prestação de serviço técnico especializado celebrado entre o Instituto Interamericano de Cooperação para a Agricultura (IICA) e a Fundação de Apoio à Universidade Federal do Rio Grande (FAURG). Este relatório apresenta a consolidação da avaliação de estoque da tainha no sudeste e sul do Brasil.

#### Qual Objetivo Primário do Produto?

O objetivo desta contratação se fundamenta na necessidade da atualização da avaliação do estoque de tainha no sudeste e sul do Brasil, incluindo a revisão e aperfeiçoamento dos principais pontos de referência desse estoque, destacando-se o rendimento máximo sustentável (RMS), o limite biologicamente aceitável (LBA) e o limite de captura anual (LCA).

#### Que Problemas o Produto deve Resolver?

Este produto deve atualizar os principais pontos de referência existentes sobre o rendimento máximo sustentável (RMS), o limite biologicamente aceitável (LBA) e o limite de captura anual (LCA).

#### Como se Logrou Resolver os Problemas e Atingir os Objetivos?

O presente trabalho traz uma nova atualização da avaliação do estoque Sudeste e Sul de tainha considerando como base para análise a aplicação de modelos de dinâmica de biomassa (DB) com enfoque Bayesiano e modelos de produção estruturados por idade (ASPM, do inglês *age-structured production model*).

#### Quais Resultados mais Relevantes?

Os resultados mais relevantes foram a atualização para as estimativas de rendimento máximo sustentáveis (RMS), o limite biologicamente aceitável (LBA) e o limite de captura anual (LCA). Estes pontos de referência auxiliarão na tomada de decisão pelos gestores.

#### O Que se Deve Fazer com o Produto para Potencializar o seu Uso?

Os resultados deste produto podem ser utilizados para a definição das quotas de capturas do próximo ciclo de gestão da tainha. Os resultados devem ser apresentados nas diferentes instâncias de gestão para discussão e subsídios às decisões de gestão.

---

## **Fundação de Apoio à Universidade Federal do Rio Grande**

### **Produto de Consultoria 02**

Projeto de Cooperação Técnica PCT/BRA/IICA/16/001 - “Modernização  
Estratégica” MAPA

Solicitação de Cotação Nº 143/2022

Contrato de prestação de serviços técnicos especializados para realização da Avaliação do Estoque da Tainha (*Mugil liza*) no Sudeste e Sul do Brasil firmado entre o Instituto Interamericano de Cooperação para a Agricultura – IICA e a Fundação de Apoio à Universidade de Rio Grande.

Rio Grande, 2023



**Diretor Executivo da FAURG**

Ednei Primel

**Diretor Executivo da FAURG**

Humberto Camargo Piccoli

**Diretora Tesoureira da FAURG**

Débora Gomes de Gomes

**Diretora Tesoureira da FAURG**

Débora Gomes de Gomes

**Gestora de projetos da FAURG**

Vanessa Lemos da Silveira

**Coordenador do Contrato**

Prof. Dr. Luís Gustavo Cardoso



Fundação de Apoio à Universidade Federal do Rio Grande

Relatório Técnico de Avaliação do Estoque da Tainha (*Mugil liza*) no  
Sudeste e Sul do Brasil

**Pesquisadores / Equipe Técnica**

Prof. Dr. Luís Gustavo Cardoso

MSc. Eidi Kikuchi Santos

MSc. Giulia Elena Terlecki Lopes

Prof. Dr. Rodrigo Sant'Ana

Prof. Dr. Bruno Leite Mourato

## Sumário

<b>1. Apresentação</b>	<b>8</b>
<b>2. Contextualização</b>	<b>10</b>
<b>3. Modelos de Dinâmica de Biomassa (DB)</b>	<b>11</b>
3.1. Contextualização geral dos modelos DB	11
3.2. Implementação dos modelos DB	12
3.3. Análise Bayesiana	15
<b>4. Resultados e Discussão dos modelos DB</b>	<b>17</b>
4.1. Análise Exploratória de Dados	17
4.2. Diagnóstico dos Modelos DB	19
4.3. Estimativas dos modelos DB	21
<b>5. Modelos de Produção Estruturado por Idade (ASPM)</b>	<b>29</b>
5.1. Contextualização geral dos modelos ASPM	29
5.2. Estrutura dos modelos ASPM via SS3	30
5.2.1. Números-por-idade inicial	30
5.2.2. Crescimento	30
5.2.3. Idade-comprimento da estrutura populacional	31
5.2.4. Peso corporal	32
5.2.5. Maturidade e fecundidade	32
5.2.6. Recrutamento	33
5.2.7. Mortalidade por pesca	34
5.2.8. Seletividade	35
5.2.9. Índice de Abundancia	36
5.2.10. Pontos de referência	36
5.3. Implementação dos modelos ASPM	37
5.4. Resultados e Discussão dos modelos ASPM	38
5.4.1. Diagnóstico dos Modelos	39
5.4.2. Estimativas dos modelos ASPM	41
5.5. Estado do Estoque e Opções de Manejo	44
<b>6. Conclusão</b>	<b>51</b>
<b>7. Anexos</b>	<b>55</b>

## Lista de Figuras

**Figura 1: Séries temporais de captura por unidade de esforço de Tainha (Mugil liza) compiladas entre os anos de 1998 à 2022.19**

**Figura 2: Distribuições temporais dos resíduos dos modelos ajustados às séries de CPUE utilizadas em cada modelo. Esquerdo – JB\_01; Direito – JB\_06.21**

**Figura 3: Distribuição temporal dos erros do processo estimados para cada um dos modelos ajustados. Esquerdo – JB\_01; Direito – JB\_06.21**

**Figura 4: Distribuição das tendências temporais na biomassa, mortalidade por pesca (painéis superiores), B/BMSY e F/FMSY (painéis centrais) e B/K e excedente de produção (painéis inferiores) para cada um dos modelos ajustados.25**

**Figura 5: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/BMSY e F/FMSY - Cenário JB\_01.27**

**Figura 6: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/BMSY e F/FMSY - Cenário JB\_06.28**

**Figura 7: Distribuições temporais dos resíduos dos modelos ajustados às séries de CPUE utilizadas em cada modelo estruturado por idade. Esquerdo – ASPM cenário 01 ; Direito – ASPM cenário 06.39**

**Figura 8 Distribuição temporal dos desvios de recrutamento estimados para cada um dos modelos ajustados. Esquerdo – ASPM cenário 01; Direito – ASPM cenário 06.40**

**Figura 9: Análise retrospectiva para a biomassa reprodutiva do estoque e para a biomassa reprodutiva relativa ao máximo rendimento sustentável (SB/SBMSY) - Esquerdo – ASPM cenário 01; Direito – ASPM cenário 06.41**

**Figura 10: Distribuição das tendências temporais na biomassa reprodutiva (SB); SB relativa a SBMSY (painéis superiores); recrutamento; mortalidade por pesca (F) relativa a FMSY (painéis centrais); rendimentos e capturas (painel inferior) para cada um dos modelos ajustados. 43**

**Figura 11. Trajetória de B/BMSY (esquerda) e F/FMSY para todos os cenários considerados nesta avaliação construídos com ambos os modelos, JABBA e ASPM. 45**

**Figura 12. Trajetória de B/BMSY com 95% de intervalo de credibilidade (área cinza) combinada entre os quatro cenários considerados (2 com JABBA e 2 com ASPM). 45**

**Figura 13: Distribuição posterior integrada / mista dos MSY's95% estimados para todos os cenários avaliados neste trabalho. 46**

**Figura 14: Kobe plot apresentando a composição das distribuições posteriores para  $B_{2022}/BMSY$  e do  $F_{2022}/FMSY$  dos diferentes cenários ajustados. O ponto branco representa a mediana dos valores estimados para 2022 47**

---

**Figura 15: Diagrama de decisão para determinação do Limite de Captura Anual (LCA). \_\_\_\_\_ 49**

**Figura 16: Decaimento da estimativa do percentil do MSY em função do excedente de penalização por superestimação do K proposto. \_\_\_\_\_ 50**

## Lista de Tabelas

**Tabela 1: Resumo das funções de densidade probabilidade utilizadas como prioris dos parâmetros dos modelos de dinâmica de biomassa Bayesianos utilizados.16**

**Tabela 2: Cenários utilizados como grade de incertezas para as inferências dos modelos de DB ajustados para Tainha.17**

**Tabela 3: Descrição dos parâmetros de seleção dos modelos a partir da bondade dos ajustes. RMSE - Raiz quadrada do erro-médio.20**

**Tabela 4: Resumo estatístico das distribuições posteriores marginais dos parâmetros estimados em cada um dos modelos DB de Pella & Tomlinson ajustados à cada cenário avaliado.22**

**Tabela 5 Parâmetros de história de vida e de seletividade fixados nos modelos de produção estruturado por idade para a tainha.38**

**Tabela 6: Resumo das médias do pontos de referência estimados e seus desvios em cada um dos modelos ASPM ajustados.42**

## 1. Apresentação

O presente documento tem por objetivo apresentar o produto 02 a ser executado no âmbito do contrato de prestação de serviço técnico especializado celebrado entre o Instituto Interamericano de Cooperação para a Agricultura (IICA) e a Fundação de Apoio à Universidade Federal do Rio Grande (FAURG). Este relatório traz os resultados da avaliação do estado de exploração do estoque da Tainha (*Mugil liza*) até o ano 2022.

O objetivo desta contratação se fundamenta na necessidade da atualização da avaliação do estoque de tainha no sudeste e sul do Brasil, incluindo a revisão e aperfeiçoamento dos principais pontos de referência desse estoque, destacando-se o rendimento máximo sustentável (RMS), o limite biologicamente aceitável (LBA) e o limite de captura anual (LCA).

Este contrato está alinhado ao Projeto de Cooperação Técnica PCT/BRA/IICA/16/001. Este ainda tem como ideia geral trazer o aperfeiçoamento das

---

políticas públicas de promoção do desenvolvimento sustentável, segurança alimentar e competitividade do agronegócio do país.

Neste contexto, a presente contratação se permeia na promoção de conhecimentos técnicos e informações que auxiliem nos processos de tomada de decisão, respeitando-se os preceitos da sustentabilidade ambiental, que são fortemente encorajados e considerados, bem como na fundamentação do objetivo central desta consultoria que traz determinação e atualização de parâmetros que visem a exploração responsável e sustentável da tainha no sudeste e sul do Brasil.

## 2. Contextualização

Nos últimos anos a exploração da tainha (*Mugil liza*) tem se caracterizado como um dos maiores desafios da gestão pesqueira no País, principalmente pelo fato de que este recurso está submetido a diferentes padrões de exploração, em diferentes habitats e em momentos distintos do seu ciclo de vida (Lemos, 2015). A tainha é explorada tanto pela pesca artesanal dentro dos ambientes estuarinos, representando uma importante fonte de renda para as comunidades pesqueiras tradicionais, como também pela pesca industrial, e mais especificamente, pela frota de cerco, que durante o período de defeso da pesca da sardinha, vêm direcionando suas operações para a captura deste recurso, sobretudo, pelo alto valor de suas gônadas no mercado de exportação (Pina & Chaves, 2005; Miranda et al., 2006). O momento mais importante para exploração pesqueira se dá durante sua migração reprodutiva do estuário para a zona marinha costeira, onde a espécie passa a ser explorada tanto pela atividade de pesca artesanal quanto industrial.

Diante desse cenário, a avaliação da atual situação do estoque e a determinação dos pontos de referência, baseados em indicadores de mortalidade por pesca e de produção sustentáveis para este recurso, se caracterizam como cruciais para garantir que as recomendações sejam geradas com embasamento científico sólido a ser utilizado no processo de tomada de decisão, manejo e gestão das pescarias direcionadas à exploração da tainha.

Portanto, avaliar o estado do estoque para estimar seus pontos de referências sustentáveis a partir de modelos estatísticos que integrem diversas fontes de dados, completos e/ou parciais, tem se demonstrado uma estratégia interessante para produzir informações quantitativas relevantes à gestão das pescarias direcionadas a exploração da tainha no Sudeste e Sul do Brasil.

Neste sentido, o presente trabalho traz uma nova atualização da avaliação do estoque Sudeste e Sul de tainha considerando como base para análise a aplicação de modelos de dinâmica de biomassa (DB) com enfoque Bayesiano e modelos de produção estruturados por idade (ASPM, do inglês *age-structured production model*).

### 3. Modelos de Dinâmica de Biomassa (DB)

#### 3.1. Contextualização geral dos modelos DB

Modelos de dinâmica de biomassa (DB) também são conhecidos como modelos de excedente de produção, em casos especiais, também podem ter estrutura espaço-estado que, por sua vez, são versões particulares de modelos hierárquicos. Quando implementados à luz da abordagem Bayesiana, modelos DB possibilitam incorporar simultaneamente as incertezas contidas tanto na dinâmica do processo de produção de biomassa (*process error*), quanto o erro atrelado ao processo observacional dos índices de abundância (*observation error*). A abordagem Bayesiana possibilita ainda uma aferição direta das incertezas nas estimativas de parâmetros e nas predições de biomassas futuras através de distribuições de probabilidade que são de fácil interpretação e estruturas formais para análise de decisão em presença de incertezas que, por sua vez, se traduzem em premissas essenciais para análises de risco e muito úteis no processo de tomada de decisão que envolve a gestão pesqueira.

Em termos gerais, modelos DB não necessitam de detalhamentos analíticos específicos (*i.e.* estudos aprofundados sobre características biológicas do estoque avaliado) (Gulland, 1983). Este tipo de modelo considera a biomassa do estoque como um bloco único sem estruturação dos indivíduos por tamanho, idade, ou sexo Sua aplicação visa determinar um nível ótimo de biomassa capaz de produzir um rendimento máximo dentro de um cenário de sustentabilidade da pescaria e do estoque explorado (Gulland, 1983; Hilborn & Walters, 1992).

Ludwig & Walters (1985, 1989) mostraram que análise com base em modelos DB podem ser mais eficientes para as estimativas de pontos de referência para o manejo de recursos pesqueiros em comparação com os modelos estruturados por idade. Até mesmo quando importantes parâmetros de crescimento e seletividade são conhecidos, os modelos mais complexos se mostraram menos robustos. Por outro lado, Hilborn (1979) em um estudo comparativo com diferentes séries de dados em modelos DB, observou que a falta de contraste na série histórica de esforço de pesca e a abundância

do estoque podem dificultar a obtenção de estimativas precisas.

O menor requerimento de dados de modelos DB em comparação com outros modelos analíticos que exigem, por exemplo, o conhecimento da estrutura etária ou de comprimento, curvas de crescimento, taxas de mortalidade, seletividade e fecundidade, pode ser considerado uma vantagem deste tipo de abordagem quando as informações acima são ausentes. Modelos DB dependem apenas de séries temporais confiáveis e suficientemente longas para produzir contrastes de produção (*i.e.*, capturas totais) e de um ou mais índices de abundância (*i.e.* informações de captura por unidade de esforço - CPUE). A partir dessas informações é possível ajustar os modelos DB e obter estimativas acuradas dos parâmetros atrelados ao estoque estudado, incluindo importantes pontos de referência ao manejo pesqueiro (Sparre & Venema, 1997).

### **3.2. Implementação dos modelos DB**

Os modelos de Dinâmica de Biomassa (DB) utilizados nesta avaliação, incorporam tanto as aleatoriedades na dinâmica do processo (*i.e.* biomassa) quanto os erros observacionais na quantificação das taxas de captura (*i.e.* CPUE) (vide Millar & Meye, 1999). Utiliza-se nesta análise um modelo com múltiplas séries de CPUE produzidos em pescarias independentes, porém todas atuando sobre o mesmo estoque de tainha. Uma variante deste modelo DB foi originalmente proposto e utilizado para o estoque da tainha do Sudeste-Sul em Sant'Ana et al. (2017).

A dinâmica de biomassa foi definida como sendo uma função da variação temporal-discreta (*i.e.* variação anual), onde a biomassa de um determinado ano ( $B_t$ ) é dependente da biomassa no ano anterior ( $B_{t-1}$ ), da captura total do ano anterior ( $C_{t-1}$ ), da taxa de crescimento intrínseco da população ( $r$ ), da capacidade de suporte do estoque ( $K$ ) e do parâmetro de forma ( $m$ ), conforme proposto por Pella & Tomlinson (1969). Este parâmetro de forma determina a biomassa que produz o máximo excedente de produção sustentável ( $B_{MSY}$ ) em relação a  $K/2$ . Este máximo será identificado no restante deste Relatório como *MSY* referente a sua sigla em inglês (*Maximum Sustainable Yield*). Valores de  $m$  no intervalo  $0 < m < 2$  implicam  $B_{MSY} < K/2$ , com

desigualdade invertida quando  $m > 2$ . Para  $m = 2$ , o modelo de Pella & Tomlinson (1969) se reduz ao modelo clássico proposto por Schaefer (1957) para o qual  $B_{MSY} = K/2$ ; ou seja, a biomassa que geraria o rendimento máximo sustentável é exatamente a metade da capacidade de suporte. Quando  $m$  se aproxima da unidade 1, o modelo se aproxima do modelo de Fox para o qual  $B_{MSY} = 0,37 * K$ ; embora não há solução exata quando  $m = 1$ . A assimetria em relação ao modelo (simétrico) de Schaefer (1957), expressa pelo parâmetro  $m$ , é uma medida de denso-dependência da população (Chaloupka & Balazs, 2007). A parametrização apresentada neste relatório, diferentemente daquela usada em Sant'Ana et al. (2017), segue Winker et al. (2018).

$$B_t = B_{t-1} + \frac{r}{m-1} \cdot B_{t-1} \left( 1 - \left( \frac{B_{t-1}}{K} \right)^{m-1} \right) - C_{t-1}$$

A biomassa  $B$  foi reparametrizada em função da capacidade de suporte  $K$ , fazendo com que a biomassa relativa ( $P = B/K$ ) fosse definida como uma fração da capacidade de suporte  $K$ , limitada entre 0 e 1. Estabelecemos como parâmetro  $\varphi = B_1/K$  a fração de  $K$  referente a biomassa do primeiro ano da série ( $t = 1$ ). Esta reparametrização é computacionalmente conveniente porque melhora a eficiência do algoritmo de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC - *Markov Chain Monte Carlo*), que foi utilizado para estimar os parâmetros do modelo por meio de uma abordagem Bayesiana (Meyer & Millar, 1999; Brodziak & Ishimura, 2011). Também foi incorporada a incerteza associada a esta dinâmica com a variável aleatória  $\omega_t$  seguindo distribuição Gaussiana com média zero e variância  $\sigma_\omega^2$ . Assim, o modelo de Pella & Tomlinson apresenta a seguinte reparametrização:

$$P_t = \left( P_{t-1} + \frac{r}{m-1} \cdot P_{t-1} (1 - (P_{t-1})^{m-1}) - \frac{C_{t-1}}{K} \right) * e^{\omega_t}$$

A segunda componente dos modelos DB (*i.e.* modelo observacional), foi estruturada sobre múltiplas séries de captura por unidade de esforço (CPUE) provenientes de diversas pescarias que, embora distintas, todas atuam sobre o mesmo estoque. Diferenças entre as pescarias se caracterizam em termos de (a) modalidade de pesca utilizada, (b) áreas de operação sobre o estoque, (c) magnitude ou classificação

de pesca, e; (d) período cronológico em anos. Para tal, estabeleceu-se que as CPUEs observadas para o ano  $t$  e pescaria  $i$  ( $I_{t,i}$ ) estivessem associadas a biomassa do estoque  $B_t$  por meio dos coeficientes de capturabilidade  $\phi_i$ .

$$I_{t,i} = \phi_i \cdot B_t \cdot e^{v_{t,i}}$$

ou

$$I_{t,i} = \phi_i \cdot K \cdot P_t \cdot e^{v_{t,i}}$$

sendo os erros observacionais associados aos valores de CPUE para a pescaria  $i$  modelados por variáveis aleatórias  $v_{t,i}$  seguindo distribuição Gaussiana com média zero e variância  $\sigma_{v_i}^2$ . O coeficiente de capturabilidade determina o poder da pescaria  $i$  em termos da quantidade de biomassa capturada por unidade de esforço. Fazemos ainda a suposição de que, condicionado a  $B_t$  (ou  $P_t$ ), os erros aleatórios no ano  $t$  são independentes entre pescarias. Exceto a suposição de independência feita acima, a estruturação de incertezas na dinâmica de biomassa bem como dos erros observacionais associados aos CPUEs é análoga ao que tem sido utilizado por outros autores (McAllister & Kirkwood, 1998; Meyer & Millar, 1999; Punt, 2003; Chaloupka & Balazs, 2007; Brodziak & Ishimura, 2011).

Diferentes séries de CPUE podem ter padrões temporais distintos entre si, mesmo que estejam todas associadas a biomassa de um único estoque. Por exemplo, se o estoque tem um estrutura espacial não-homogênea a biomassa pode estar se reduzindo em alguma região em detrimento do aumento em outra, sem que a biomassa total se altere. Se, simultaneamente, distintas pescarias atuam localmente sobre essas distintas frações do estoque, espera-se um padrão temporal diferenciado nas CPUEs mesmo que ambas se associam corretamente ao mesmo estoque subjacente. Em contraste, pode haver ruptura ou mudança na relação entre o CPUE e a biomassa causadas por mudanças no poder de pesca (e alteração em  $\phi$ ) com a introdução de novos equipamentos, mudanças nas normativas para exploração (e.g. defeso ou áreas de exclusão) ou mudanças nas estratégias de exploração utilizadas pelos pescadores.

Espera-se que a harmonização, em um modelo DB único, de todas essas séries de CPUE com uma única série temporal de dinâmica de biomassa, seja melhor que a seleção arbitrária de uma única série “representativa” de CPUE e também, melhor que a conversão artificial das múltiplas séries de CPUE a uma série de referência padronizada.

### **3.3. Análise Bayesiana**

A análise Bayesiana dos modelos de DB consiste em estimar os seus parâmetros por meio de distribuições de probabilidades denotadas “distribuições posteriores” no jargão técnico (Gelman et al., 2004; Kinas & Andrade, 2010). Pelo Teorema de Bayes, distribuições posteriores são obtidas pelo produto da função de verossimilhança dos dados com a distribuição de probabilidade prévia (priori). As distribuições de probabilidade priori expressam o conhecimento prévio (externo aos dados) sobre os parâmetros a serem estimados. Parâmetros para os quais não existe nenhum conhecimento prévio confiável, utilizam-se de distribuições de probabilidade não-informativas e vagas para descrição de incertezas prévias.

As diferenças entre as abordagens Bayesiana e a frequentista convencional, bem como as reconhecidas vantagens da análise Bayesiana, podem ser consultadas na literatura técnica da área (Wakefield, 2013; Kruschke, 2014) e não serão elencadas aqui pois fogem ao escopo deste relatório. Importante é destacar apenas que as distribuições posteriores são a expressão mais completa possível das estimativas dos parâmetros e suas incertezas pela integração do conhecimento prévio relevante que esteja disponível com as evidências trazidas pelos dados utilizados no momento da inferência.

Para o modelo de Pella & Tomlinson ser ajustado aos dados de  $n$  CPUEs oriundas de diferentes pescarias, é necessário estimar os parâmetros  $\varphi$ ,  $K$ ,  $r$ ,  $m$ ,  $\sigma_{proc}^2$  para a dinâmica da biomassa, e  $\phi_i$ ,  $\sigma_{v_i}^2$  para cada uma das pescarias utilizadas como dinâmica observacional para descrição do comportamento da biomassa do estoque. No modelo completo isto resulta em um total de  $5 + 2n$  parâmetros sobre os quais as distribuições prioris precisam ser definidas. Além disto, são variáveis latentes (a serem estimadas pelo modelo), as biomassas  $P_t$  para  $t = 2, \dots, t$ , representando a série temporal analisada do

segundo até o último ano.

As priors foram definidas de modo que sejam pouco informativas (*i.e.* priors vagas), porém com uma estrutura matemática conveniente (*e.g.* lognormal) para facilitar a convergência do algoritmo computacional de *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) a ser utilizado para obter as posteriores (Gelman et al., 2004) (**Tabela 1**).

**Tabela 1:** Resumo das funções de densidade probabilidade utilizadas como priors dos parâmetros dos modelos de dinâmica de biomassa Bayesianos utilizados.

Parâmetro	Distribuição	$\mu$	C.V.
$r$	lognormal	0,414	0,20
$K$	lognormal	100000	0,40
$\phi = B_{2000} / K$	lognormal	0,65	0,25
$\phi$	uniforme	1.0 E-10	1
$\sigma_{proc}^2$	inverse-gamma	0,001	0,001
$\sigma_{obsi}^2$	inverse-gamma	0,001	0,001

Adicionalmente à estrutura de priors, os modelos foram ajustados considerando uma fonte de variação nos dados de captura, visto toda a incerteza existente nas informações de captura total da espécie. Para isto, foi considerado um coeficiente de variação de 10%, considerando que as capturas totais podem ser subestimadas. Ainda quanto a estrutura do modelo, como *proxy* para o parâmetro de forma do modelo de Pella & Tomlinson ( $m$ ) foi utilizada a relação entre este parâmetro e a razão entre  $B_{MSY}/K$  conforme a equação 2 em Winker et al. (2018). Isto é,

$$B_{MSY} = Km^{\frac{-1}{m-1}}$$

Mas, como tanto  $B_{MSY}$  quanto  $K$  são parâmetros desconhecidos a serem estimados, assim também será desconhecido  $m$ . Portanto, o valor  $m$  pode ser fixado em função da razão entre as medianas (ou médias) das distribuições priors de  $B_{MSY}$  e de  $K$ ; ou, alternativamente, ter seus níveis de incerteza modelado também, por meio de uma distribuição priori lognormal. Na presente análise, a razão entre  $B_{MSY}/K$  foi fixada em 0.4.

Na parametrização de Winker et al. (2018) o  $MSY$  é obtido como função de  $r$ ,  $K$  e  $m$ . Ou seja:

$$MSY = rKm^{\frac{-m}{m-1}}$$

Já a taxa de mortalidade por pesca é a razão entre a captura  $C$  e a biomassa correspondente  $B$ . Ou seja, tem-se que:

$$F_{MSY} = \frac{MSY}{B_{MSY}} = \frac{r}{m}$$

As distintas séries de CPUE, além de tratarem de pescarias diferentes, também têm janelas temporais distintas e que são automaticamente incorporadas no modelo. Desta forma pode-se maximizar o aproveitamento dos dados trazidos de várias pescarias.

Ao todo foram implementados dois (2) modelos distintos, tendo como base os cenários 01 e 06 das séries temporais de captura utilizadas (ver detalhes no Produto 01) (**Tabela 2**). O cenário JB\_01 considerou os dados de captura compilados pelas bases oficiais e não oficiais, utilizando-se apenas os dados dos monitoramentos estaduais, pois estes aparentam estarem mais completos. Já o cenário JB\_06 é idêntico ao cenário JB\_01, exceto pela inclusão dos dados de capturas informados pelos pescadores artesanais da Lagoa dos Patos.

**Tabela 2:** Cenários utilizados como grade de incertezas para as inferências dos modelos de DB ajustados para Tainha.

Cenário	Estrutura do modelo	Série de captura
JB_01	Pella & Tomlinson	Cenário 01
JB_06	Pella & Tomlinson	Cenário 06

## 4. Resultados e Discussão dos modelos DB

### 4.1. Análise Exploratória de Dados

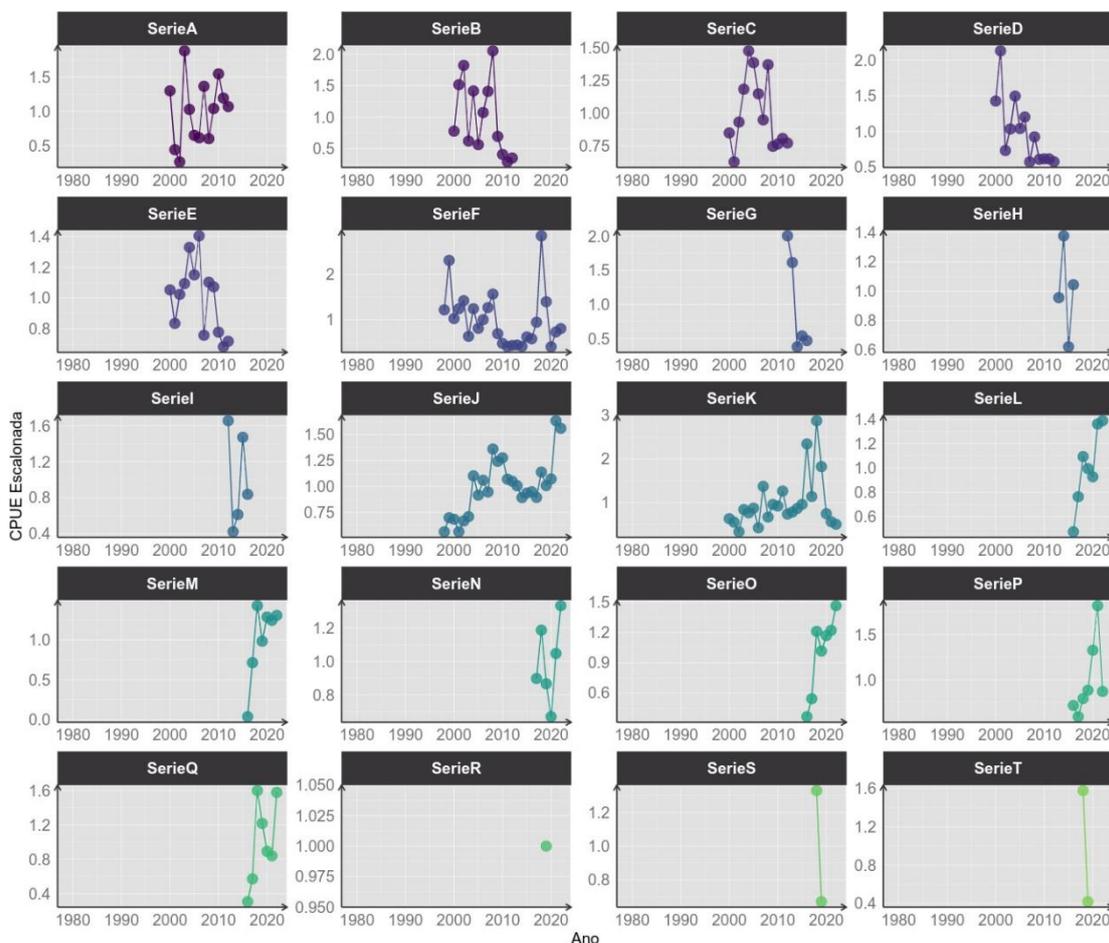
Esta etapa já foi bastante discutida no produto 02 – “Conjunto de informações estruturadas em Banco de Dados sobre captura, esforço de pesca e industrialização da

Tainha (*Mugil liza*)". No entanto, cabe ressaltar aqui algumas decisões quanto as séries de CPUE que compuseram os modelos de avaliação implementados nesta atualização da avaliação do estoque de Tainha.

Ao todo foram compiladas 20 séries de CPUE distintas (**Figura 1**). Para composição dos modelos de dinâmica de biomassa, inicialmente, apenas as séries mais longas foram escolhidas, sendo elas as séries A, B, C, D, E, F, J, e K. No entanto, como as séries mais longas se referem às pescarias que possuem sede nos estados de São Paulo e Santa Catarina, foi necessário a inclusão, ainda que curtas, das séries G, H e I nos modelos pois trazem informações importantes do estado do Rio Grande do Sul. Adicionalmente, as séries S e T também foram incluídas nos modelos pois tratam-se das duas únicas séries baseadas em documentos oficiais / governamentais. Assim, para composição final dos modelos foram consideradas 13 das 20 séries de CPUE compiladas neste trabalho sendo que 11 delas já haviam sido utilizadas nos modelos de avaliação utilizados por Sant'Ana e Kinas (2018) para a mesma espécie.

Para as séries F, J e K, optou-se pela separação da série temporal em dois blocos distintos. O primeiro bloco se refere ao período entre 2000 e 2014 (séries FA, JA e KA), e o segundo bloco, compreende o período entre 2015 e 2022 (séries FB, JB e KB). Essa separação foi necessária devido às mudanças marcadas no padrão da tendência temporal desses índices entre os dois blocos distintos (**Figura 1**), as quais podem estar sendo influenciados por inúmeros fatores, destacando-se: (a) hiperestabilidade ocasionada pela agregação do estoque durante o evento reprodutivo; (b) disponibilidade do recurso às diferentes pescarias; (c) variações climáticas interanuais que podem afetar os padrões de migração reprodutiva da espécie, seja no seu deslocamento latitudinal (migração Sul - Norte) ou ainda, na sua proximidade à linha de costa durante a migração latitudinal (migração interna ou externa), e ainda; (d) aperfeiçoamento dos estratégias de pesca ao longo do tempo. Por essas razões, é plausível assumir que a capturabilidade da tainha vem sofrendo alterações ao longo do tempo, e os nossos modelos foram ajustados para capturar esse efeito e, portanto, com

a estimação de dois valores do parâmetro  $\phi_i$ , para as pescarias associadas às séries de CPUE F, J e K.



**Figura 1:** Séries temporais de captura por unidade de esforço de Tainha (*Mugil liza*) compiladas entre os anos de 1998 à 2022.

#### 4.2. Diagnóstico dos Modelos DB

Os diagnósticos realizados sobre cada um dos modelos ajustados ( $\hat{R} \approx 1,1$ ) confirmaram tanto a convergência dos processos de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC) quanto a robustez nas estimações dos parâmetros ajustados. Estes fatos sugerem que os valores simulados para os parâmetros dos modelos constituem uma boa expressão da sua distribuição posterior. Na **Tabela 3** podem ser observados os valores de raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) para os dois cenários /

modelos ajustados. No geral, como já era esperado, todos os modelos apresentaram o valor de ~47%, pois todos incluíram as 13 séries de CPUEs selecionadas.

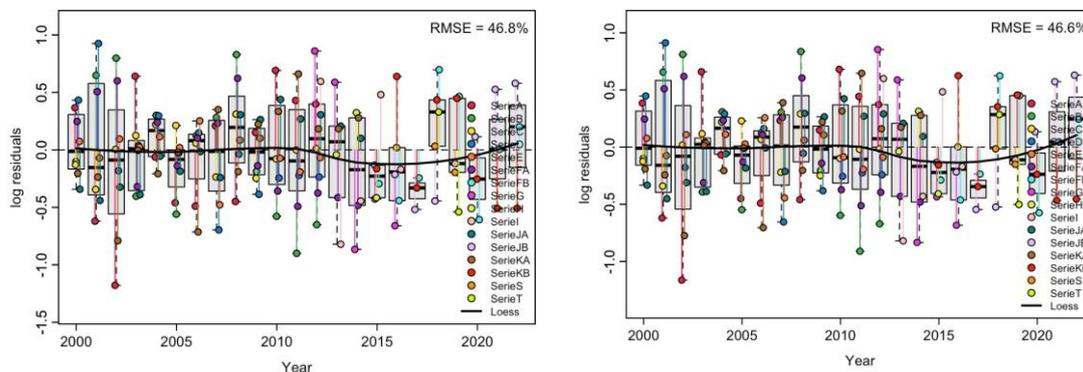
**Tabela 3:** Descrição dos parâmetros de seleção dos modelos a partir da bondade dos ajustes. RMSE - Raiz quadrada do erro-médio.

Cenário	RMSE
JB_01	46,8
JB_06	46,6

A análise dos resíduos dos modelos ajustados para componente observacional dos modelos de DB Bayesianos com estrutura espaço-estado demonstrou que o comportamento entre os distintos cenários avaliados foi bastante similar (**Figura 2**). Os valores do RMSE são relativamente altos, no entanto, é esperado para o caso de modelos ajustados com (a) múltiplas séries de CPUE; (b) séries de CPUE bastante distintas representando pescarias com peculiaridades diferentes; (c) séries de CPUE não padronizadas a priori, e/ou; (d) séries baseadas em momentos distintos de disponibilidade do recurso para captura e influenciadas por eventos reprodutivos / de agregação do estoque.

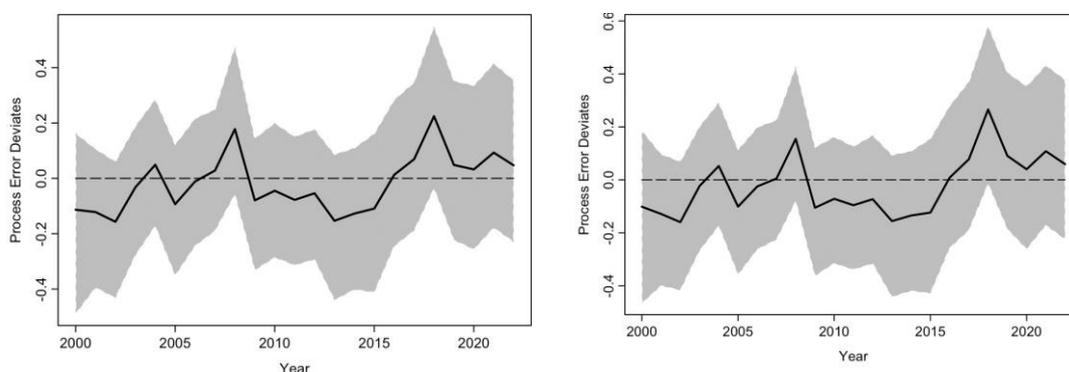
Outro ponto importante a ser observado no comportamento dos resíduos está na tendência positiva visualizada nos últimos anos (linha sólida preta apresentadas nos gráficos da **Figura 2**). Este comportamento é comumente observado em pescarias que se desenvolvem sobre populações animais durante seus eventos reprodutivos, onde há um comportamento natural de máxima agregação dos organismos. Este aumento súbito na CPUE normalmente representa os altos rendimentos naturais de uma pescaria direcionada à um recurso durante sua agregação reprodutiva. Ou seja, a maximização da disponibilidade do recurso, durante um curto espaço de tempo, leva à um aumento dos rendimentos pesqueiros. Porém, como a pescaria rapidamente cessa com o fim da temporada (em um curto espaço de tempo), não é possível visualizar os impactos diretos nos rendimentos pós-safra. Isso leva à uma estabilidade e/ou aumento dos rendimentos instantâneos das pescarias, sem que se configure em uma resposta do recurso à um crescimento populacional em sua biomassa. Este comportamento é amplamente

relatado na literatura especializada e será explicado em detalhes mais abaixo. Por hora, basta alertar que isso pode ser um problema para mensurar o real *status* do estoque pesqueiro (Hilborn & Walters, 1992; Sant'Ana et al., 2016).



**Figura 2:** Distribuições temporais dos resíduos dos modelos ajustados às séries de CPUE utilizadas em cada modelo. Esquerdo – JB\_01; Direito – JB\_06.

No caso da outra componente de erro nos modelos espaço-estado, o erro do processo, o comportamento observado foi satisfatório, embora a tendência central tenha apresentado grandes oscilações ao longo da série histórica para todos os cenários ajustados. Este comportamento não foi significativo, uma vez que o intervalo de credibilidade de 95% sempre cobre o valor 0 para os modelos ajustados (**Figura 3**).



**Figura 3:** Distribuição temporal dos erros do processo estimados para cada um dos modelos ajustados. Esquerdo – JB\_01; Direito – JB\_06.

### 4.3. Estimativas dos modelos DB

As posteriores dos modelos ajustados para os dois cenários avaliados também foram bastante similares entre si (**Tabela 4**). Os parâmetros do modelo de Pella & Tomlinson comuns aos cenários ajustados neste trabalho (e.g. capacidade suporte do estoque –  $K$  e crescimento populacional intrínseco –  $r$ ) foram bastante consistentes entre si, tendo os valores de  $K$  variando entre 50.601 e 56.809 t e o  $r$  estimado em 0.39 para ambos os cenários, sendo que em ambos os casos os intervalos de credibilidade de 95% para ambos os parâmetros estiveram sobrepostos entre os cenários avaliados (**Tabela 4**). Este comportamento também foi observado para os pontos de referência para os dois cenários. As medianas de  $F_{MSY}$ ,  $B_{MSY}$  e  $MSY$  foram bastante próximas, e os intervalos de credibilidade de 95% também estiveram, em todos os cenários, sobrepostos, denotando uma similaridade entre os cenários ajustados (**Tabela 4**).

As estimações do *status* atual do estoque tainha ( $B/K$ ) também foram bastante similares entre os cenários avaliados, tanto em termos de medida central (mediana) quanto em função da sobreposição dos intervalos de credibilidade de 95%. A condição atual estimada para o estoque encontra-se, em média, à 27% da sua capacidade suporte (mín. 27% - máx. 28%). Em geral, a biomassa atual ( $B_{2022}$ ) do estoque está 32% abaixo da biomassa que produz rendimento máximo sustentável ( $B_{MSY}$ ) (**Tabela 4**). Em contrapartida, a taxa de exploração em 2022 ( $F_{2022}$ ) apresentou comportamentos distintos em relação ao esforço do rendimento máximo sustentável entre os dois cenários (JB\_01 e JB\_06), sendo que no segundo, a taxa de exploração foi estimada consideravelmente acima do sustentável para o estoque, estimada em  $F_{2022}/F_{MSY} = 2.64$ , enquanto que para o JB\_01, embora acima do limiar sustentável,  $F_{2022}/F_{MSY}$  foi estimado em 1.97 (**Tabela 4**).

**Tabela 4:** Resumo estatístico das distribuições posteriores marginais dos parâmetros estimados em cada um dos modelos DB de Pella & Tomlinson ajustados à cada cenário avaliado.

Estimativa	JB_01		JB_06	
	Mediana	97,5%	Mediana	97,5%
	2,5%		2,5%	

$K$	50601.07	37702.23	71359.09	56809.67	42509.18	80219.39
$r$	0.39	0.28	0.54	0.39	0.28	0.54
$\psi$ (psi)	0.49	0.31	0.74	0.52	0.33	0.78
$\sigma_{proc}^2$	0.17	0.07	0.21	0.17	0.07	0.21
$m$	1.19	1.19	1.19	1.19	1.19	1.19
$F_{MSY}$	0.33	0.24	0.45	0.33	0.23	0.45
$B_{MSY}$	20239.51	15080.21	28542.33	22722.83	17002.90	32086.29
$MSY$	6712.66	5408.11	8492.41	7432.26	5832.44	9588.90
$B_{2000}/K$	0.44	0.24	0.68	0.47	0.27	0.74
$B_{2022}/K$	0.27	0.12	0.51	0.28	0.13	0.54
$B_{2022}/B_{MSY}$	0.67	0.29	1.28	0.69	0.32	1.34
$F_{2022}/F_{MSY}$	1.97	0.94	4.51	2.64	1.21	5.93

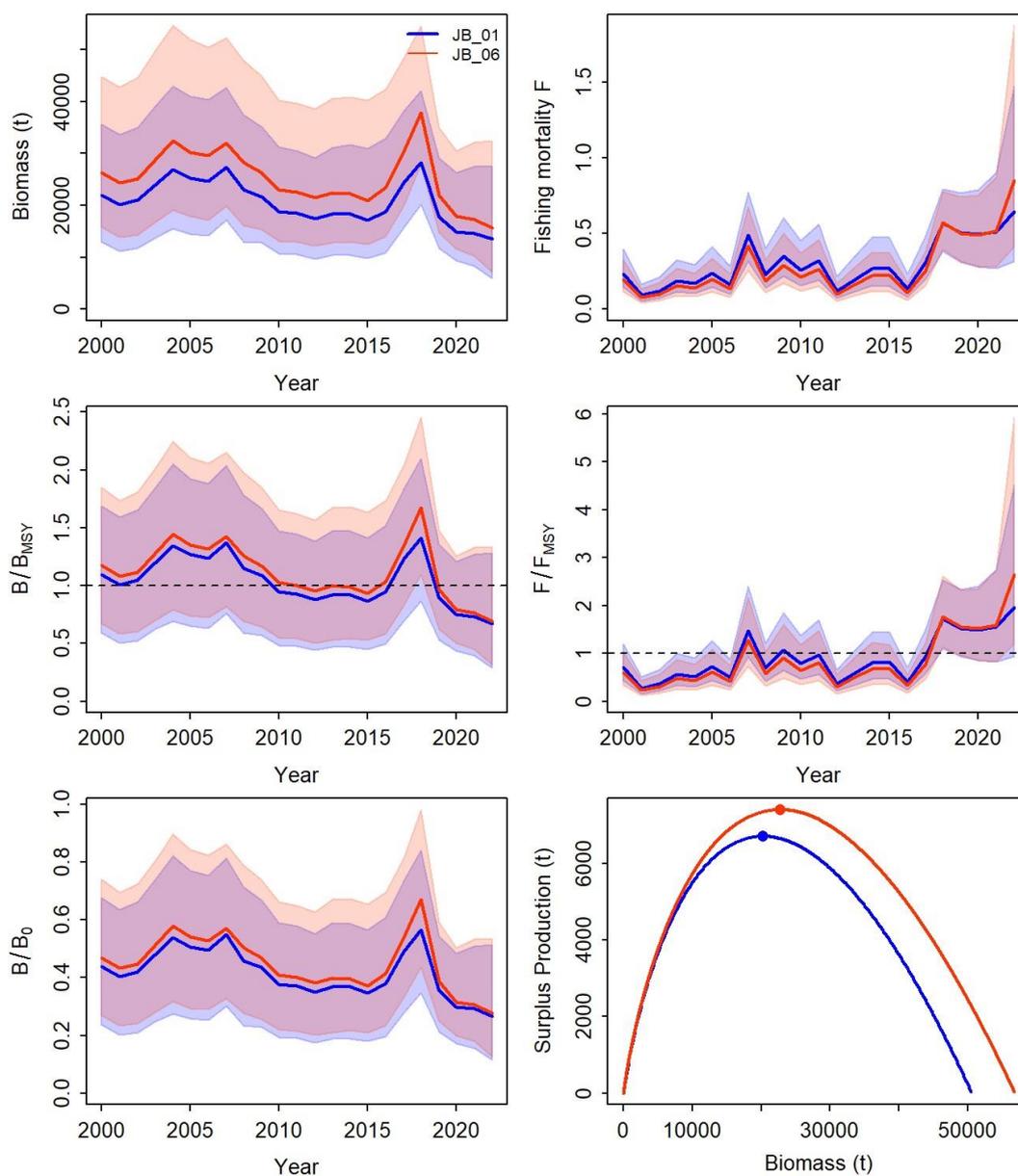
O comportamento dos parâmetros de gestão dos distintos cenários pode ser observado na **Figura 4**. Embora as séries de CPUE utilizadas tenham apresentado comportamento bastante distintos entre si, o comportamento da biomassa do estoque foi de redução contínua ao longo da série histórica avaliada (**Figura 4**). Em geral, este tipo de comportamento pode ser referenciado como “*one-way downhill trip*” (Hilborn, 1979; Hilborn & Walters, 1992), onde a biomassa do estoque segue um decréscimo contínuo ao longo do tempo acompanhada do aumento expressivo do esforço pesqueiro exercido sobre o recurso. O aumento repentino da biomassa estimada entre 2015 e 2018, mesmo quando as remoções (capturas totais) excederam os limites do rendimento sustentável estimado para o estoque, pode ser explicado pelos conflitos de tendência das séries de CPUE devido à alta agregação do estoque no período da pescaria. Este tipo de comportamento traz um forte risco para os processos de gestão, pois induz a percepção errônea de uma resposta positiva da biomassa do estoque, quando na verdade, está ocorrendo o contrário. Este comportamento é fortemente agravado pela condição em que se dá a pesca da tainha no Sudeste e Sul do Brasil, com interesses comerciais sobre o mercado da “ova”.

Portanto, a safra ocorre durante o evento reprodutivo em que há forte agregação do estoque mascarando os índices de CPUE que tendem a permanecer estáveis (fenômeno conhecido tecnicamente por “hiperestabilidade”) mesmo quando a biomassa esteja declinando. Estas características elevam o risco de colapso deste recurso, pois além desta espécie estar sendo impactada pelas capturas durante

---

diferentes momentos do seu ciclo de vida (capturas durante suas fases juvenil e adulta dentro de estuários e capturas durante sua migração reprodutiva), a hiperestabilidade pode mascarar a resposta dos modelos sobre o atual estado do estoque no pior sentido, qual seja, deixar de interpretar uma queda de biomassa quando esta ocorre, o que aumenta a incerteza sobre a evolução temporal da sua biomassa.

Ainda quanto à dinâmica da biomassa do estoque de tainha, pode-se observar que, atualmente, a biomassa encontra-se abaixo da biomassa do rendimento máximo sustentável estimado para espécie (**Figura 4**). A biomassa em relação à capacidade suporte do estoque também encontra-se ligeiramente abaixo do limite de biomassa capaz de gerar o rendimento máximo sustentável para a espécie. Com base na relação do excedente de produção em função do estado atual do estoque (**Figura 4**), estima-se que com a biomassa atual do estoque de tainha à 27% da sua capacidade suporte haja uma redução também nos excedentes de produção gerados pelo recurso, tendo um impacto direto nos rendimentos máximos para espécie.

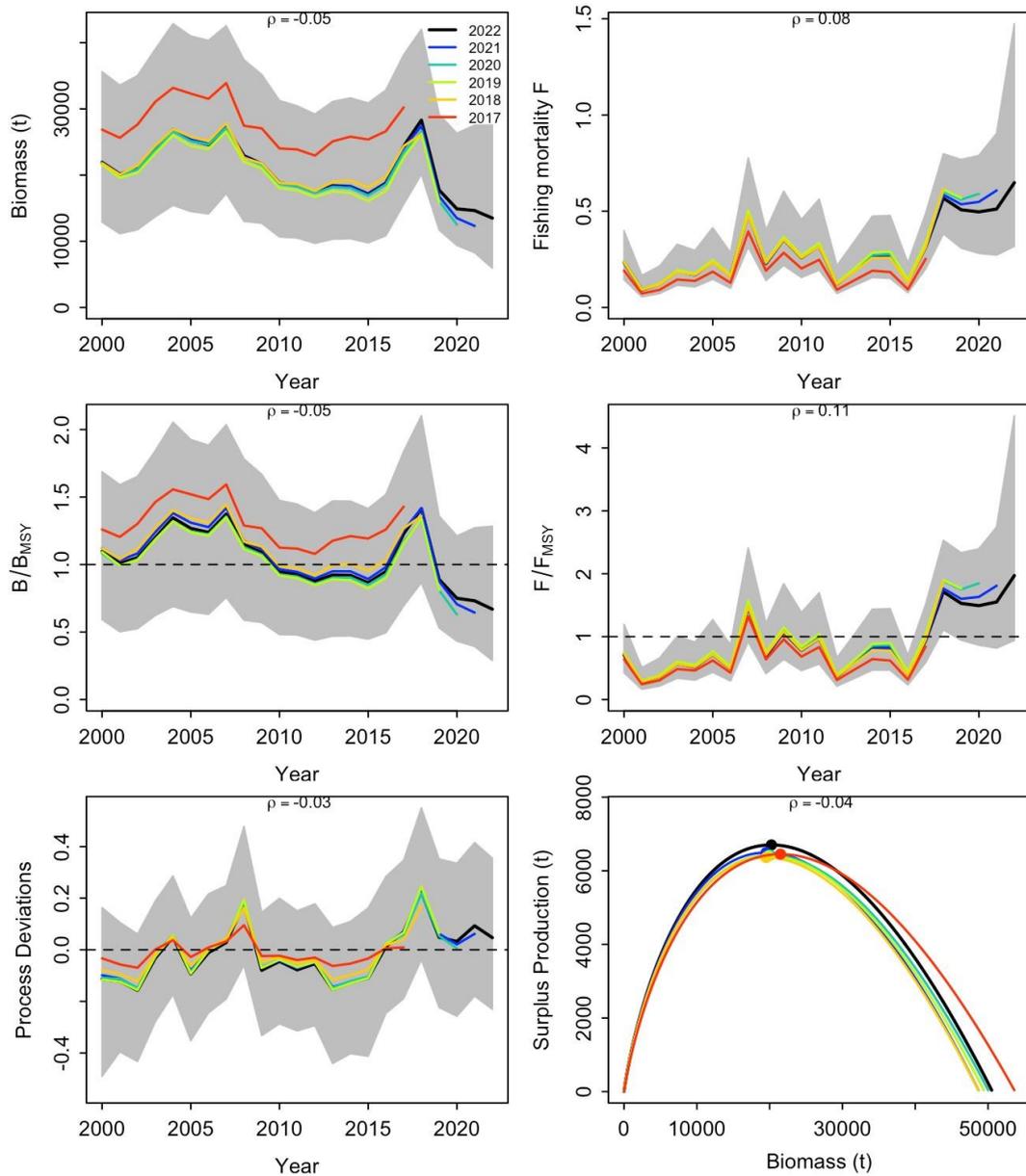


**Figura 4:** Distribuição das tendências temporais na biomassa, mortalidade por pesca (painéis superiores),  $B/B_{MSY}$  e  $F/F_{MSY}$  (painéis centrais) e  $B/B_0$  e excedente de produção (painéis inferiores) para cada um dos modelos ajustados.

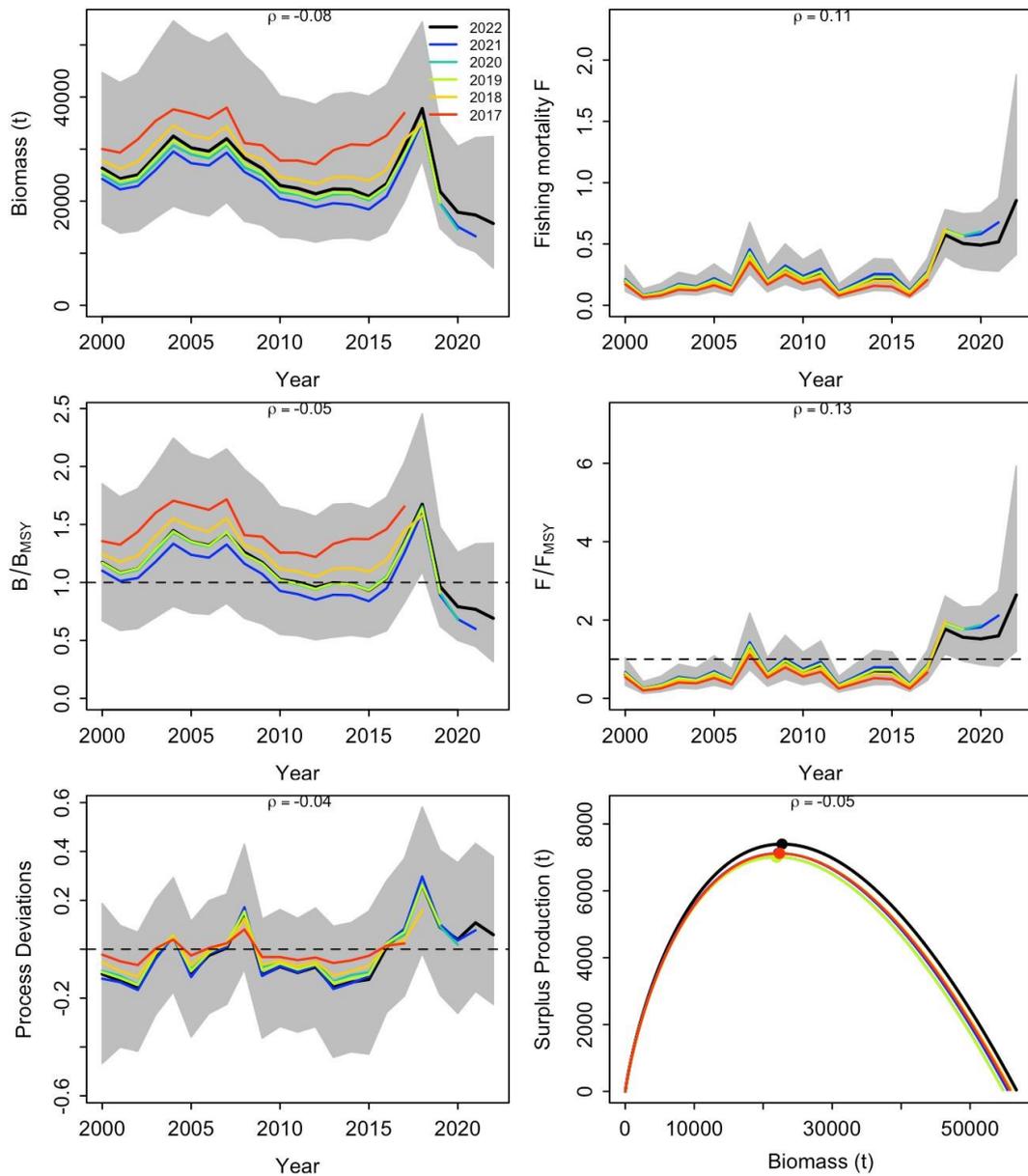
As **Figuras 5 e 6** apresentam os resultados da análise retrospectiva conduzida sobre 5 (cinco) anos consecutivos para os cenários / modelos ajustados neste trabalho. Em todos os cenários é possível observar uma forte tendência temporal, demonstrando grandes oscilações do comportamento da dinâmica de biomassa em função da remoção

---

consecutiva de cada ano da série. Este comportamento denota que as séries de CPUE mais recentes exercem uma grande influência no comportamento dos modelos ajustados. No entanto, para todos os casos, ainda que este comportamento seja bastante marcado, os valores estimados na análise retrospectiva encontram-se dentro dos intervalos de credibilidade estimados para cada um destes parâmetros em cada um dos respectivos cenários / modelos ajustados no presente trabalho.



**Figura 5:** Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o  $B/B_{MSY}$  e  $F/F_{MSY}$  - Cenário JB\_01.



**Figura 6:** Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o  $B/B_{MSY}$  e  $F/F_{MSY}$  - Cenário JB\_06.

## 5. Modelos de Produção Estruturado por Idade (ASPM)

### 5.1. Contextualização geral dos modelos ASPM

Para resolver possíveis deficiências dos modelos de excedente de produção, Hilborn (1990) propôs ajustar um modelo de avaliação estruturado por idade para séries temporais de captura e índices de abundância (*i.e.*, Modelo de Produção Estruturado por Idade, ou ASPM, do inglês “*Age-Structured Production Model*”). Os modelos estruturados por idade geralmente assumem que as taxas biológicas (crescimento, maturidade e mortalidade) são estruturadas principalmente pela idade individual e exigem a especificação de um algoritmo para estimar a entrada de novos indivíduos jovens no estoque (denominado “recrutamento”).

As primeiras aplicações do ASPM assumiram que o recrutamento era uma função determinística da biomassa reprodutiva, ou seja, não há variação residual em torno desta relação (Thorson et al., 2019). Esta estrutura ASPM foi posteriormente aplicada em muitas avaliações (*e.g.*, Punt, 1994; Punt e Japp, 1994; Punt et al., 1995; Restrepo, 1997). No entanto, as populações de peixes apresentam variação substanciais no recrutamento além do previsto por uma simples relação com a biomassa do estoque reprodutor (Mertz & Myers, 1996; Rose et al., 2001; Thorson et al., 2014).

Recentemente, com o avanço dos modelos de Análise Integrada (Maunder & Punt, 2013) foi possível modelar a dinâmica populacional estimando o recrutamento e seu desvio usando funções probabilísticas a partir de uma gama de dados. Entre as análises integradas existentes se destaca a plataforma *Stock Synthesis* (SS3) (Methot & Wetzel, 2013), amplamente utilizada para avaliações de estoques em todo o mundo por possibilitar a construção de uma grande variedade de modelos estatísticos integrados estruturados por idade. A capacidade do SS3 de lidar de forma flexível e simultânea com múltiplos tipos de dados e relações biológico-pesqueiras é um aspecto poderoso de sua estrutura. Dessa forma o SS3 pode ser configurado para incorporar a seletividade da arte de pesca, os parâmetros de história de vida (*i.e.*, crescimento, maturidade, recrutamento e mortalidade natural) e as trajetórias de captura e CPUE para comportar-

se como um modelo de produção estruturados por idades. A vantagem de incorporar os parâmetros de história de vida em um modelo (quando disponíveis e apropriados), reside no fato de que esses afetam diretamente a escala absoluta de biomassa, portanto são uma importante fonte de informação para a estimativa da trajetória de biomassa de um estoque. Além disso, ao incorporar a história de vida no modelo, este torna-se mais fidedigno às diferentes relações biológicas que influenciam a dinâmica de biomassa de um estoque.

## **5.2. Estrutura dos modelos ASPM via SS3**

As características e fórmulas detalhadas encontradas no SS3 estão descritas em Methot & Wetzel (2013) e no manual do software (Methot et al., 2020). As seções abaixo fornecem uma breve visão geral das principais características do SS3 utilizadas para configurar um modelo de produção estruturado por idade.

### **5.2.1. Números-por-idade inicial**

A abordagem básica do SS3 está em calcular um vetor de números de indivíduos por idade, o qual é convertido em comprimento-por-idade através da curva de crescimento e assim criando uma matriz de números de indivíduos por comprimento e idade. Essa matriz é a base para o cálculo dos valores esperados para qualquer tipo de dados do modelo. Dessa forma, o primeiro passo consiste em determinar o número-por-idade inicial do modelo, ou seja no ano em que a população está em equilíbrio sem sofrer efeitos da pesca (estado virginal). O número de indivíduos do sexo  $\gamma$  na faixa etária  $a$  em estado virginal ( $t = 0$ ) é calculado da seguinte forma:

$$N_{0,\gamma,a} = cR_0 e^{-aM_{\gamma,a}}$$

onde  $c$  é uma constante definida pelo usuário que determina a proporção de sexo dos recrutas (animais na idade-0);  $R_0$  é o número de peixes de idade 0 no estado virginal;  $M_{\gamma,a}$  é a mortalidade natural para a idade  $a$  e sexo  $\gamma$ .

### **5.2.2. Crescimento**

Na sequência, o comprimento médio por idade é calculado a partir dos parâmetros de crescimento von Bertalanff recalculados por Schnute (1981), para o estado virginal ( $t = 0$ ) como:

$$L_{0,\gamma,a} = L_{\infty,\gamma} + (L_{1,\gamma} - L_{\infty,\gamma})e^{-k_{\gamma}(a-a_3)}$$

onde  $L_{0,\gamma,a}$  é o comprimento médio dos indivíduos no ano virginal para a idade  $a$  e sexo  $\gamma$ ;  $a_3$  é uma idade de referência próxima da idade mais jovem bem representada nos dados (correspondente ao  $t_0$  da função de von Bertalanff);  $L_{1,\gamma}$  é o comprimento médio do sexo  $\gamma$  na idade  $a_3$ ;  $k_{\gamma}$  é o coeficiente de crescimento para o sexo  $\gamma$ ; e  $L_{\infty,\gamma}$  é o comprimento assintótico calculado a partir de:

$$L_{\infty,\gamma} = L_{1,\gamma} + \frac{L_{2,\gamma} - L_{1,\gamma}}{1 - e^{-k_{\gamma}(a_4 - a_3)}}$$

em que  $a_4$  é uma idade de referência próxima da idade mais avançada bem representada nos dados; e  $L_{2,\gamma}$  é o tamanho médio do sexo  $\gamma$  na idade  $a_4$ .

O crescimento dentro do grupo-positivo das idades no ano virginal é então utilizado para calcular a média dos comprimentos desse grupo utilizando um fator de decaimento de 0.2:

$$L_{0,\gamma,A} = \frac{\sum_{a=A}^{2A} (e^{-0.2(a-A+1)}) \left( L_{\gamma,A} + \left( \frac{a-A}{A} \right) (L_{\infty,\gamma} - L_{0,\gamma,A}) \right)}{\sum_{a=A}^{2A} e^{-0.2(a-A+1)}}$$

Posteriormente, o comprimento médio por idade  $a$  e por sexo  $\gamma$  no início de cada ano  $t$  é incrementado ao longo de cada ano  $t+1$  como:

$$L_{t+1,\gamma,a} = L_{t,\gamma,a} + (L_{t,\gamma,a-k} - L_{\infty,\gamma})(e^{-k_{\gamma}} - 1)$$

### 5.2.3. Idade-comprimento da estrutura populacional

Para as demais idades os números de indivíduos são distribuídos por classes de comprimento definidas seguindo uma distribuição normal. A proporção na classe de comprimento  $l$  para a idade  $a$  e sexo  $\gamma$  no tempo  $t$  é calculada da seguinte forma:

$$\varphi_{t,\gamma,a,l} = \begin{cases} \Phi\left(\frac{L'_{\min} - \tilde{L}_{t,\gamma,a}}{\sigma_{t,\gamma,a}}\right) & \text{for } l = 1 \\ \Phi\left(\frac{L'_{l+1} - \tilde{L}_{t,\gamma,a}}{\sigma_{t,\gamma,a}}\right) - \Phi\left(\frac{L'_l - \tilde{L}_{t,\gamma,a}}{\sigma_{t,\gamma,a}}\right) & \text{for } 1 < l < A_l \\ 1 - \Phi\left(\frac{L'_{\max} - \tilde{L}_{t,\gamma,a}}{\sigma_{t,\gamma,a}}\right) & \text{for } l = A_l \end{cases}$$

onde  $\Phi$  é a função de densidade cumulativa normal padrão,  $L'_l$  é o limite inferior da classe de comprimento  $l$ ;  $L'_{\max}$  é o limite inferior do maior classe de comprimento; e  $A_l$  é o índice da maior classe de comprimento. A população estruturada por idade é calculada no início de cada ano para calcular a biomassa reprodutiva, a partir da idade de primeira maturação e no meio de cada ano para calcular a seletividade-por-idade a partir da seletividade-por-comprimento.

#### 5.2.4. *Peso corporal*

Para a o conversão do número de indivíduos para biomassa, o peso de um indivíduo ( $w$ ) de sexo  $\gamma$  e comprimento  $l$  é calculado a partir de:

$$w_{\gamma,l} = \Omega_{\gamma,1} \left( L'_l \right)^{\Omega_{\gamma,2}}$$

onde  $L'_l$  é o tamanho médio da classe de comprimento  $l$ ;  $\Omega_{\gamma,1}$  é o coeficiente da relação peso-comprimento específico do sexo  $\gamma$ ; e  $\Omega_{\gamma,2}$  é o expoente da relação peso-comprimento específico do sexo  $\gamma$ . O peso corporal médio da população dos peixes por idade é calculado com base nas proporções de classe comprimento da equação anterior (seção 5.2.3.).

#### 5.2.5. *Maturidade e fecundidade*

A maturidade no comprimento  $l$  é calculada usando uma função logística:

$$Mat_l = \frac{1}{1 + e^{\Omega_3(L_l - \Omega_4)}}$$

onde  $\Omega_3$  é a inclinação da função logística de maturidade e  $\Omega_4$  é o comprimento na maturidade de 50%.

O número de ovos pode ser calculado em função da relação comprimento corporal como:

$$Eggs_l = \Omega_5 (L_l)^{\Omega_6}$$

onde  $\Omega_5$  é o coeficiente de ovos/kg por fêmeas;  $\Omega_6$  o expoente do número de ovos/kg.

A fecundidade na idade é então calculada como:

$$f_a = \sum_{l=1}^{A_l} \varphi_{fem,a,l} (Mat_l Eggs_l w_{fem,l})$$

onde  $\varphi_{fem,a,l}$  é a matriz de idade  $a$  e comprimento  $l$  para as fêmeas.

Por fim, a biomassa reprodutiva ( $SB$ , do inglês “*spawning biomass*”) no início da época de desova para cada ano  $y$  é calculada por:

$$SB_y = \sum_{a=0}^A N_{t,fem,a} f_a$$

### 5.2.6. Recrutamento

Para determinar o número de peixes na idade-0 para cada coorte anual, é utilizada a equação da relação estoque-recrutamento de Beverton-Holt:

$$R_t = \frac{4hR_0SB_y}{SB_0(1-h) + SB_y(5h-1)} e^{-0.5b_y\sigma_R^2 + \tilde{R}_y} \quad \tilde{R}_y \sim N(0; \sigma_R^2)$$

onde  $SB_y$  é a biomassa reprodutiva no ano  $y$ ;  $SB_0$  é a biomassa reprodutiva em equilíbrio não pescada;  $h$  é o parâmetro de inclinação (do inglês “*steepness*”, é a proporção de  $R_0$ , quando a  $SB_y$  é reduzida para 20% de  $SB_0$ );  $b_y$  é a fração de ajuste de tendência aplicada

ao ano  $y$ ;  $\sigma_R$  é o desvio padrão entre os desvios de recrutamento no espaço logarítmico, e  $R_y$  é o desvio lognormal de recrutamento para o ano  $y$ .

### 5.2.7. Mortalidade por pesca

A mortalidade por pesca ( $F$ ) é estimada por um método híbrido que permite que o  $F$  se ajuste para corresponder quase exatamente às capturas de entrada. O método começa calculando a taxa de  $F$  no meio do ano usando a aproximação de Pope. Esta taxa de  $F$  é então convertida para uma aproximação do  $F$  contínuo de Baranov. Então, a captura durante o período de tempo  $t$ , do sexo  $\gamma$  da idade  $a$  é:

$$C_{t,\gamma,a} = \sum_f^{A_f} \frac{F_{t,f}}{Z'_{t,\gamma,a}} (S_{y,f,\gamma,a} N_{t,\gamma,a}) \lambda'_{t,\gamma,a}$$

onde  $Z'_{t,\gamma,a}$  é a mortalidade total ajustada para o período de tempo  $t$  para sexo  $\gamma$  e idade  $a$ ;  $F_{t,f}$  é a taxa apical de mortalidade por pesca para o período  $t$  para a frota  $f$ ;  $S_{y,f,\gamma,a}$  é a seletividade para o ano  $y$  da frota  $f$  do para sexo  $\gamma$  e idade  $a$ ; e  $\lambda'_{t,\gamma,a}$  é a sobrevivência para o período de tempo  $t$  para sexo  $\gamma$  e idade  $a$ .

A mortalidade total por pesca é então ajustada por meio de iterações. O primeiro passo é calcular a relação entre o total de capturas observadas em todas as frotas e o total previsto de capturas de acordo com as atuais estimativas  $F$ . Esta relação proporciona um fator de ajustamento global para aproximar a mortalidade total do que será após o ajuste dos  $F$  individuais.

$$\hat{C}_t = \sum_{f=1}^{A_f} \sum_{\gamma}^{A_{\gamma}} \sum_{a=0}^A \frac{F_{1,t,f}}{Z_{t,\gamma,a}} (w_{\gamma,a} N_{t,\gamma,a} S_{y,f,\gamma,a}) \lambda_{t,\gamma,a}$$
$$Z_t^{adj} = \frac{C_t^{obs}}{\hat{C}_t + 0.0001}$$

onde  $C_t^{obs}$  é a captura total observada para o período  $t$ ;  $A_f$  é o número de frotas; e  $A_{\gamma}$  é o índice do número de sexos.

A mortalidade total ajustada a todos os  $F$ s é então calculada:

$$Z'_{t,\gamma,a} = M_{\gamma,a} + Z^{adj} (Z_{t,\gamma,a} - M_{\gamma,a})$$

$$\lambda'_{t,\gamma,a} = \left(1 - e^{(-\delta_z Z'_{t,\gamma,a})}\right) / (Z'_{t,\gamma,a})$$

A taxa de mortalidade ajustada é usada para calcular o total de mortes retidas para cada frota  $f$  no tempo  $t$  ( $temp_{t,f}$ ) e, em seguida, a nova estimativa  $F_2$  é calculada pela razão entre capturas observadas e mortes retidas, com uma restrição para evitar cálculos de  $F$  excessivamente altos.

$$temp_{t,f} = \sum_{\gamma=1}^{A_\gamma} \sum_{a=0}^A (w_{\gamma,a} N_{t,\gamma,a} S_{y,f,\gamma,a}) \lambda'_{t,\gamma,a}$$

$$F_{2,t,f} = \frac{C_{t,f,retained}^{obs}}{temp_{t,f} + 0.0001}$$

$$j_{t,f} = \left(1 + \exp^{30(F_{2,t,f} - 0.95 * F_{max})}\right)^{-1}$$

onde  $j$  representa uma junção logística; e  $F_{max}$  é o  $F$  máximo permitido.

A estimativa atualizada de  $F$  para o período de tempo  $t$  é então calculada como:

$$F_{t,f} = j_{2,t,f} F_{2,t,f} + (1 - j_{2,t,f}) F_{max}$$

### 5.2.8. Seletividade

A seletividade é usada para definir a relação entre a matriz de comprimento-idade dos peixes na população para o ano  $y$  e os números esperados de comprimento-idade que ocorreriam em uma amostra da população por uma frota específica. A seletividade também descreve como a mortalidade por pesca é distribuída entre as idades. Muitos padrões de seletividade por idade e tamanho estão disponíveis no SS. O mais simples é uma curva logística básica, calculada como:

$$S_{y,f,\gamma,l} = \left(1 + e^{(-\ln(19)(L'_l - \beta_{1,y,f,\gamma}) / \beta_{2,y,f,\gamma})}\right)^{-1}$$

onde  $\beta_{1,y,f,\gamma}$  é o comprimento em que pelo menos 50% dos indivíduos são selecionados durante o ano  $y$  pela frota  $f$  para animais do sexo  $\gamma$ ; e  $\beta_{2,y,f,\gamma}$  é a diferença entre os tamanhos em que pelo menos 95% e 50% dos indivíduos são selecionados durante o ano  $y$  pela frota  $f$  para animais do sexo  $\gamma$ .

### 5.2.9. Índice de Abundancia

Os índices de abundância relativa disponíveis durante o período de tempo  $t$  e para a frota  $f$  são introduzidos no modelo como:

$$B_{t,f} = \sum_{\gamma=1}^{A_\gamma} \sum_{l=1}^{A_l} w_{\gamma,l} \sum_{a=0}^A C_{t,f,\gamma,a,l}$$

Um função objetiva inclui as contribuições dos índices de abundância, capturas, comprimento médio na idade, recrutamento e *priors* através da soma ponderada dos componentes individuais indexados conforme apropriado:

$$L = \sum_{i=1}^{A_i} \sum_{f=1}^{A_f} \omega_{i,f} L_{i,f} + \omega_R L_R + \sum_{\theta} \omega_{\theta} L_{\theta} + \sum_P \omega_P L_P$$

onde  $L$  é a função objetivo total;  $A_i$  é o número de componentes;  $A_f$  é o número de frotas;  $L_{i,f}$  é a função objetiva para o tipo de dados  $i$  para a frota  $f$ ;  $\omega_{i,f}$  um fator de ponderação para cada componente da função objetiva;  $R$  é referente à componente dos desvios de recrutamentos;  $\theta$  é referente às *priors*; e  $P$  referente a desvios aleatórios de parâmetros. A contribuição dos índices de abundância para a função objetiva é:

$$L_{1,f} = \sum_{t=1}^{N_{t,f}} \frac{(\ln(I_{t,f}) - \ln(Q_f B_{t,f}))^2}{2\sigma^2} + \tilde{\sigma} \ln(\sigma_{t,f})$$

onde  $N_{t,f}$  é o índice para o índice de abundância observado para o período de tempo  $t$  e frota  $f$ ;  $I_{t,f}$  é o índice de abundância observado para o período de tempo  $t$  e frota  $f$ ;  $Q_f$  é o coeficiente de capturabilidade para a frota  $f$ ; e  $\sigma_{t,f}$  é o valor de compensação do desvio padrão especificado pelo usuário como uma quantidade adicional de variação a ser adicionada ao intervalo de confiança.

### 5.2.10. Pontos de referência

O cálculo dos pontos de referência baseia-se numa abordagem de agrupamento dinâmico que primeiro começa usando as informações inseridas no modelo para criar a seletividade média no tempo para cada frota, a intensidade de pesca relativa entre frotas e a biologia média no tempo (peso corporal na idade). Em seguida, calcula a biomassa reprodutiva por recruta em equilíbrio que ocorreria para um nível de captura específica. Esta biomassa em equilíbrio ( $SB_{equil}$ ) é então utilizada na função estoque-recrutamento para calcular os níveis de biomassa reprodutiva absoluta ( $B_{tgt}$ ), recrutamento e rendimento:

$$SB_{tgt} = \frac{4hR_0SB_{equil} - S_0(1-h)}{5h-1} \quad R_{tgt} = \frac{4hR_0S_{tgt}}{S_0(1-h) + S_{tgt}(5h-1)}$$

O modelo então busca o multiplicador de mortalidade por pesca que produziria o rendimento máximo sustentável (MSY) através de uma busca iterativa, em uma sequência de etapas, para calcular o melhor valor e iterando um número fixo de vezes para alcançar a convergência no nível desejado.

### 5.3. Implementação dos modelos ASPM

Utilizando-se as mesmas razões utilizadas para os modelos de dinâmica de biomassa (DB), foram implementados dois (2) modelos ASPM distintos, tendo como base os cenários 01 e 06 das séries temporais de captura utilizadas (ver detalhes no Produto 01). Da mesma forma, as mesmas 13 séries de CPUEs, com seus respectivos tratamentos de separação em blocos (seção 4.1), foram utilizadas nos modelos estruturados por idade.

Os modelos ASPM foram estruturados para a tainha considerando uma única frota, uma única área, um único sexo, assumindo a relação de estoque-recrutamento padrão de Beverton-Holt. Conforme apresentado na seção anterior (seção 5.2), o modelo requer a implementação de parâmetros pré-especificados de: crescimento ( $L_\infty$ ;  $k$ ; e  $t_0$ ); idade máxima ( $t_{max}$ ); mortalidade natural ( $M$ ); comprimento em que 50% e 95% dos indivíduos atingem a maturidade ( $L_{50}$  e  $L_{95}$ ); relação comprimento-peso ( $a$  e  $b$ ); *steepness* ( $h$ ); comprimento em que 50% e 95% dos indivíduos são selecionados pela

arte de pesca ( $SL_{50}$  e  $SL_{95}$ ). Os respectivos valores utilizados para a implementação dos modelos ASPM pra a tainha e as referências de onde foram obtidos estão apresentados na **tabela 5**.

Os parâmetros de crescimento, peso-comprimento, maturidade e idade máxima foram extraídos diretamente das referências. Já a mortalidade natural foi estimada a partir da equação empírica de Then et al. (2015), expressa como  $M = 5,109/t_{max}$ . O *steepness* foi estimado para a espécie utilizando o pacote *FishLife* (Thorson, 2023). A fecundidade foi assumida como proporcional a relação peso-comprimento (*i.e.*, ovos =  $aL^b$ ). Uma seletividade logística foi parametrizada como baseada na composição de comprimentos apresentadas na Figura 4 de Garbin et al. (2014), onde foram medidos 1211 indivíduos coletados entre o Chuí-RS e Ubatuba-SP pela frota artesanal de emalhe e tarrafa no Estuário da Lagoa dos Patos, pela frota semi-industrial que utiliza redes de emalhe na zona costeira adjacente e pela frota de cerco industrial. E por fim, o recrutamento virginal ( $R_0$ ) foi estimado internamente no modelo através da máxima verossimilhança (MLE).

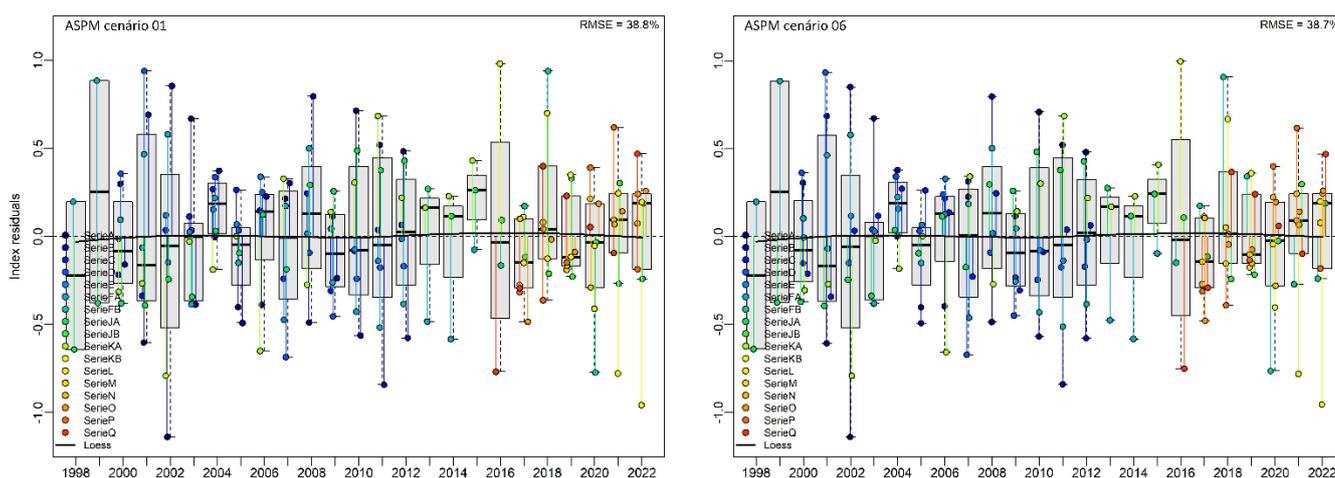
**Tabela 5.** Parâmetros de história de vida e de seletividade fixados nos modelos de produção estruturado por idade para a tainha.

Parâmetros	Valor	Referências
$L_{\infty}$ (cm)	66,2	Garbin et al. (2014)
k (ano <sup>-1</sup> )	0,168	Garbin et al. (2014)
$t_0$ (ano)	-1,7	Garbin et al. (2014)
$t_{max}$ (ano)	12	Garbin et al. (2014)
W(g)-L(cm) a	0,0006	Garbin et al. (2014)
W(g)-L(cm) b	3,062	Garbin et al. (2014)
$SL_{50}$ (cm)	32,5	Figura4 de Garbin et al. (2014)
$SL_{95}$ (cm)	42	Figura4 de Garbin et al. (2014)
$L_{50}$ (cm)	42,19	Lemos et al. (2014)
$L_{95}$ (cm)	48,5	Lemos et al. (2014)
M	0,45	Then et al. (2015)
$h$	0,684	Thorson et al. (2023)

#### 5.4. Resultados e Discussão dos modelos ASPM

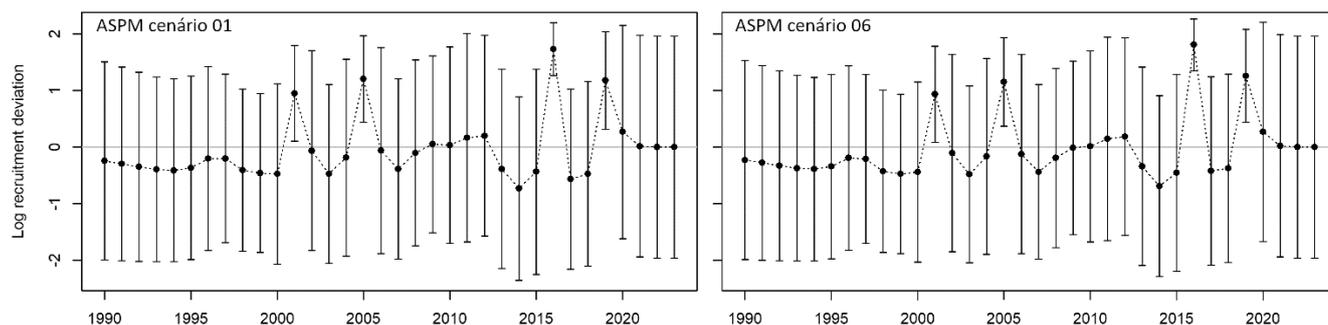
### 5.4.1. Diagnóstico dos Modelos

A análise dos resíduos dos índices de abundância para os modelos ASPM demonstraram um comportamento bastante similar entre os cenários avaliados (Figura 7). Assim como nos modelos DB, os valores do RMSE foram relativamente altos para os modelos ASPM, e como referido anteriormente, esse comportamento já era esperado.



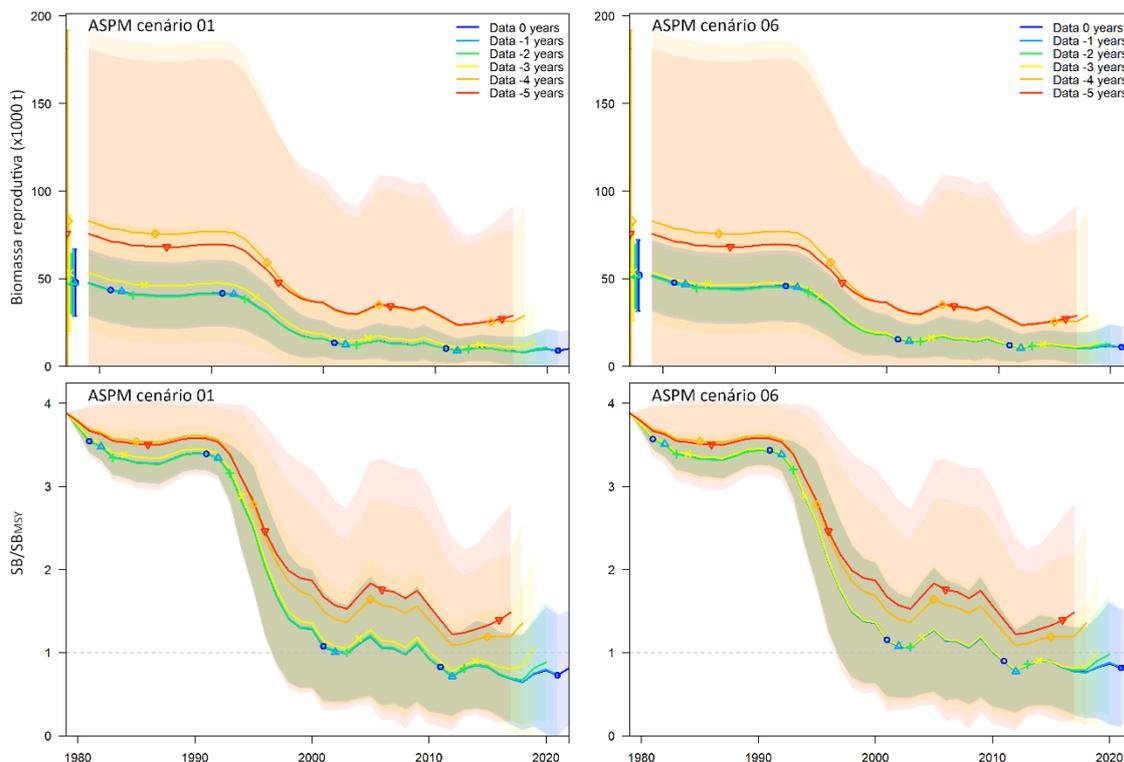
**Figura 7:** Distribuições temporais dos resíduos dos modelos ajustados às séries de CPUE utilizadas em cada modelo estruturado por idade. Esquerdo – ASPM cenário 01; Direito – ASPM cenário 06.

A análise dos desvios de recrutamento anual dos modelos ASPM se assemelham de certa forma à análise do componente de erro do processo dos modelos de DB. Assim como nos modelos DB, o comportamento dos desvios observado foram satisfatórios em ambos os cenários ajustados, uma vez que os intervalos dos desvios sempre oscilam entorno do valor 0 sem apresentar tendências aparentes (Figura 8).



**Figura 8** Distribuição temporal dos desvios de recrutamento estimados para cada um dos modelos ajustados. Esquerdo – ASPM cenário 01; Direito – ASPM cenário 06.

A **Figura 9** apresenta os resultados da análise retrospectiva para os modelos ASPM conduzida sobre 5 (cinco) anos consecutivos para os cenários ajustados. Em todos os cenários é possível observar uma forte tendência temporal, demonstrando grandes oscilações do comportamento da dinâmica de biomassa em função da remoção consecutiva de cada ano da série. Este comportamento denota que as séries de CPUE mais recentes exercem uma grande influência no comportamento dos modelos ajustados. No entanto, para todos os casos, ainda que este comportamento seja bastante marcado, os valores estimados na análise retrospectiva encontram-se dentro dos intervalos de confiança estimados para cada um destes parâmetros em cada um dos respectivos cenários.



**Figura 9:** Análise retrospectiva para a biomassa reprodutiva do estoque e para a biomassa reprodutiva relativa ao máximo rendimento sustentável ( $SB/SB_{MSY}$ ) - Esquerdo – ASPM cenário 01; Direito – ASPM cenário 06.

#### 5.4.2. Estimativas dos modelos ASPM

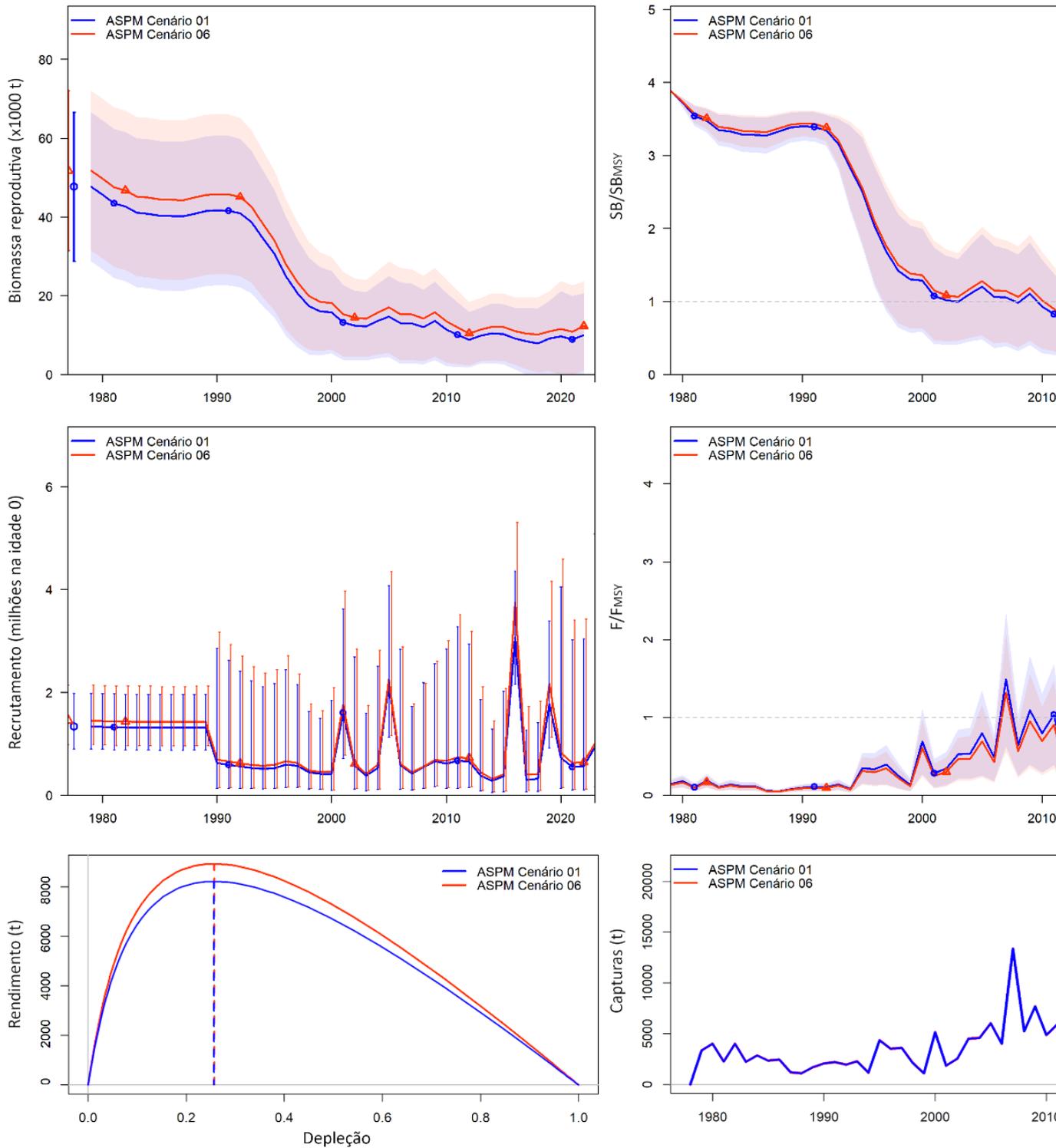
A estimativas dos pontos de referência de biomassa reprodutiva e máximo rendimento sustentável foram semelhantes entre os cenários testados, tanto em termos de média quanto em função da sobreposição dos desvios (Tabela 6). Considerando a média dos dois modelos ASPM, foi estimado uma captura de 8579 t correspondente ao máximo rendimento sustentável. Segundo os modelos, a biomassa reprodutiva atual do estoque ( $SB_{2022}$ ) está 13% abaixo da biomassa reprodutiva que produz o rendimento máximo sustentável ( $SB_{MSY}$ ). Em contrapartida, a taxa de exploração em 2022 ( $F_{2022}$ ) apresentou comportamentos distintos em relação ao esforço do rendimento máximo sustentável entre os dois cenários. Para o modelo “ASPM cenário 06” a taxa de exploração foi estimada em  $F_{2022}/F_{MSY} = 1.66$ , valor consideravelmente acima do sustentável para o estoque; enquanto que para o modelo

“ASPM cenário 01”, embora acima do limiar sustentável,  $F_{2022}/F_{MSY}$  foi estimado em 1.25 (Tabela 6).

**Tabela 6:** Resumo das médias do pontos de referência estimados e seus desvios padrões em cada um dos modelos ASPM ajustados.

Pontos de referência	ASPM Cenário 01		ASPM Cenário 06	
MSY	8223,83	±1668,1	8934,29	±1784,11
SB <sub>MSY</sub>	12267,1	±2488,22	13326,9	±2661,28
SB <sub>2022</sub>	9986,35	±5405,83	12308,1	±5794,48
SB <sub>2022</sub> /SB <sub>MSY</sub>	0,814	±0,351	0,924	±0,342
F <sub>MSY</sub>	0,335	±5,25e-15	0,335	±8,34e-15
F <sub>2022</sub>	0,420	±3,23e-15	0,557	±6,28e-15
F <sub>2022</sub> /F <sub>MSY</sub>	1,254	±0,614	1,664	±0,754

Assim como observado para os modelos de DB o comportamento da biomassa do estoque foi de redução contínua ao longo da série histórica avaliada (**Figura 10**), no entanto não foi observado o aumento repentino da biomassa estimada entre 2015 e 2018 pelos modelos DB, o que pode ser explicado pela minimização dos conflitos de tendência das séries de CPUE devido a estrutura do modelo ASPM. De fato, é observado valores menores de RMSE pra os modelos ASPM (**Figura 7**), os quais não apresentam a tendência positiva visualizada nos últimos em relação aos modelo DB (**Figura 2**). No entanto em, termos gerais, à dinâmica da biomassa e mortalidade por pesca do estoque de tainha é bem semelhante em todos os modelos e cenários testados. Pode-se observar que, a biomassa reprodutiva do estoque encontra-se abaixo da biomassa reprodutiva necessária para gerar o rendimento máximo sustentável; e a mortalidade por pesca está acima da mortalidade por pesca necessária para gerar o rendimento máximo sustentável estimado para a espécie (**Figura 10**).



**Figura 10:** Distribuição das tendências temporais na biomassa reprodutiva (SB); SB relativa a SB<sub>MSY</sub> (painéis superiores); recrutamento; mortalidade por pesca (F) relativa a

$F_{MSY}$  (painéis centrais); rendimentos e capturas (painel inferior) para cada um dos modelos ajustados.

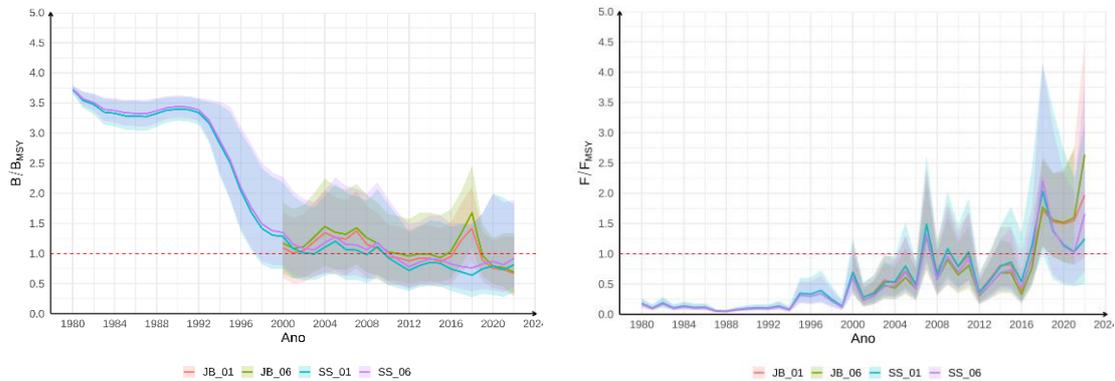
### 5.5. Estado do Estoque e Opções de Manejo

Para a definição de um Limite de Captura Anual (LCA) várias análises foram necessárias e estão detalhadas abaixo. São elas:

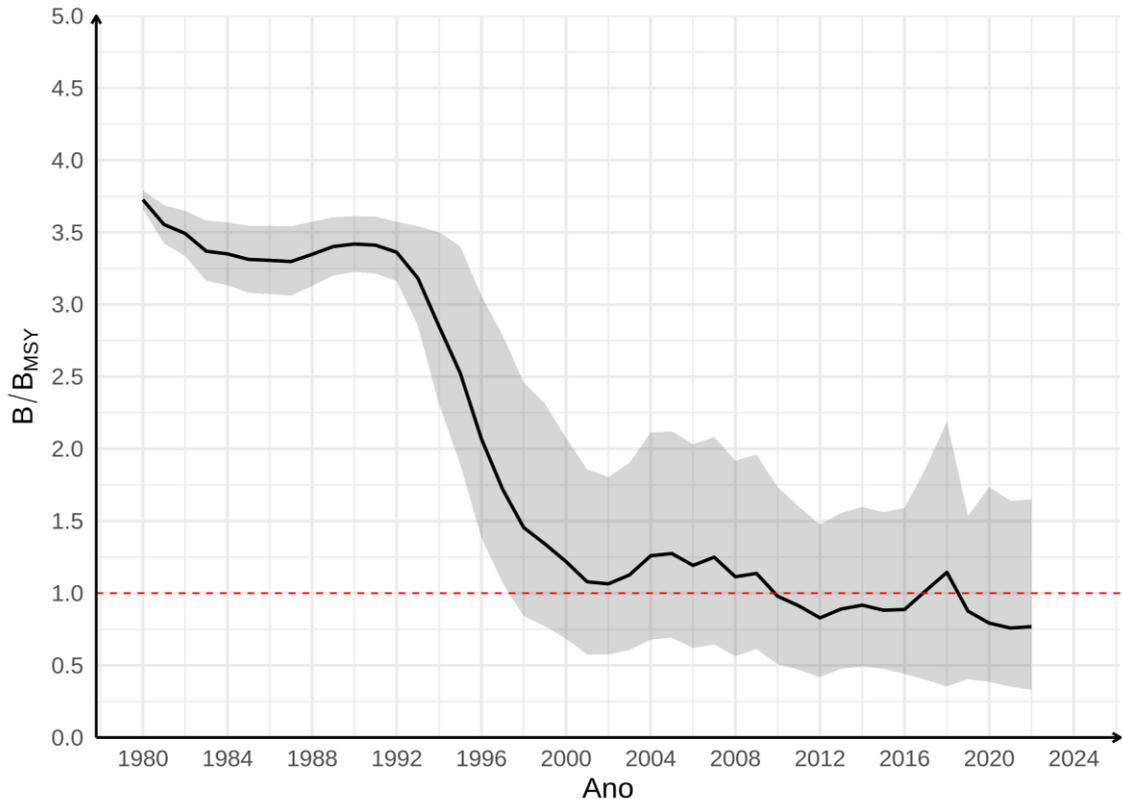
- 1) A determinação do estado atual da biomassa  $B_{2022}$  em relação a capacidade de suporte  $K$  ( $B_{2022}/K$ ) e em relação a biomassa que produz o máximo rendimento sustentável ( $B_{2022}/B_{MSY}$ );
- 2) A determinação do Rendimento Máximo Sustentável ( $MSY$ ) e, a partir dele o maior rendimento sustentável para a biomassa corrente  $B_{2022}$  como uma fração do  $MSY$  ( $MSY_f$ , sendo  $f$  uma porcentagem, por exemplo  $f = 95$  se o maior rendimento corresponde a 95% de  $MSY$ );
- 3) A construção da distribuição de probabilidade posterior para  $MSY_f$  (Figura 12), e;
- 4) A determinação do Limite Biologicamente Aceitável (LBA) e do Limite Máximo de Captura Anual (LCA).

Para a análise final e construção dos parâmetros a serem utilizados como ponto de referência para gestão da pesca da tainha construiu-se distribuições combinadas destes a partir (a) das posteriores estimadas naturalmente pelos modelos Bayesianos (JABBA), e; (b) das distribuições amostrais simuladas para o modelo frequentista (ASPM) (Figura 11). Em ambos os casos, as distribuições dos parâmetros e séries temporais combinadas foram construídas baseadas em 10.000 iterações, sendo (a) para os modelos Bayesianos, baseadas em simulações de Cadeias de Markov via processos de Monte-Carlo (MCMC), e; (b) para os modelos frequentistas, baseadas em uma abordagem também de simulação, porém, utilizando em procedimento de Monte-Carlo estruturado sobre distribuições lognormal multivariadas para os parâmetros estimados no modelo ASPM. As distribuições dos parâmetros para as séries temporais combinadas foram estimadas para os 4 cenários testados (2 com JABBA e 2 com ASPM) A Figura 12 mostra a trajetória combinada das biomassas anuais em função da biomassa que geraria o rendimento

máximo sustentável ( $B/B_{MSY}$ ). A construção de uma distribuição conjunta para cada parâmetro permitiu a incorporação das incertezas entre os cenários avaliados e entre as estruturas e relações consideradas para os diferentes parâmetros populacionais por cada modelo.

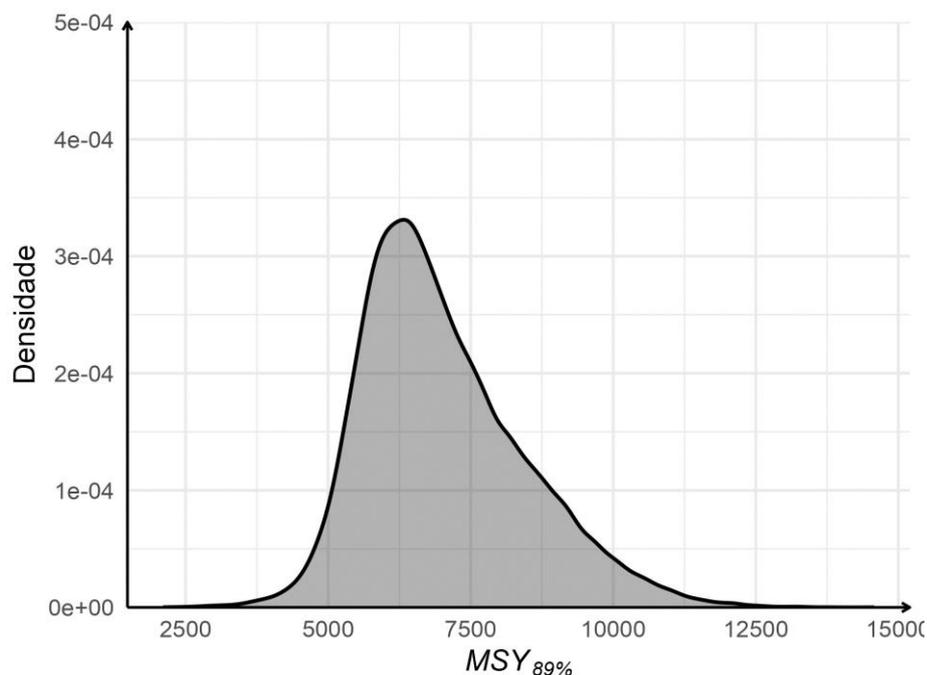


**Figura 11.** Trajetória de  $B_{anual}/B_{MSY}$  (esquerda) e  $F_{anual}/F_{MSY}$  (direita) para todos os cenários considerados nesta avaliação construídos com ambos os modelos, JABBA e ASPM.



**Figura 12.** Trajetória de  $B/B_{MSY}$  com 95% de intervalo de credibilidade (área cinza) combinada entre os quatro cenários considerados (2 com JABBA e 2 com ASPM).

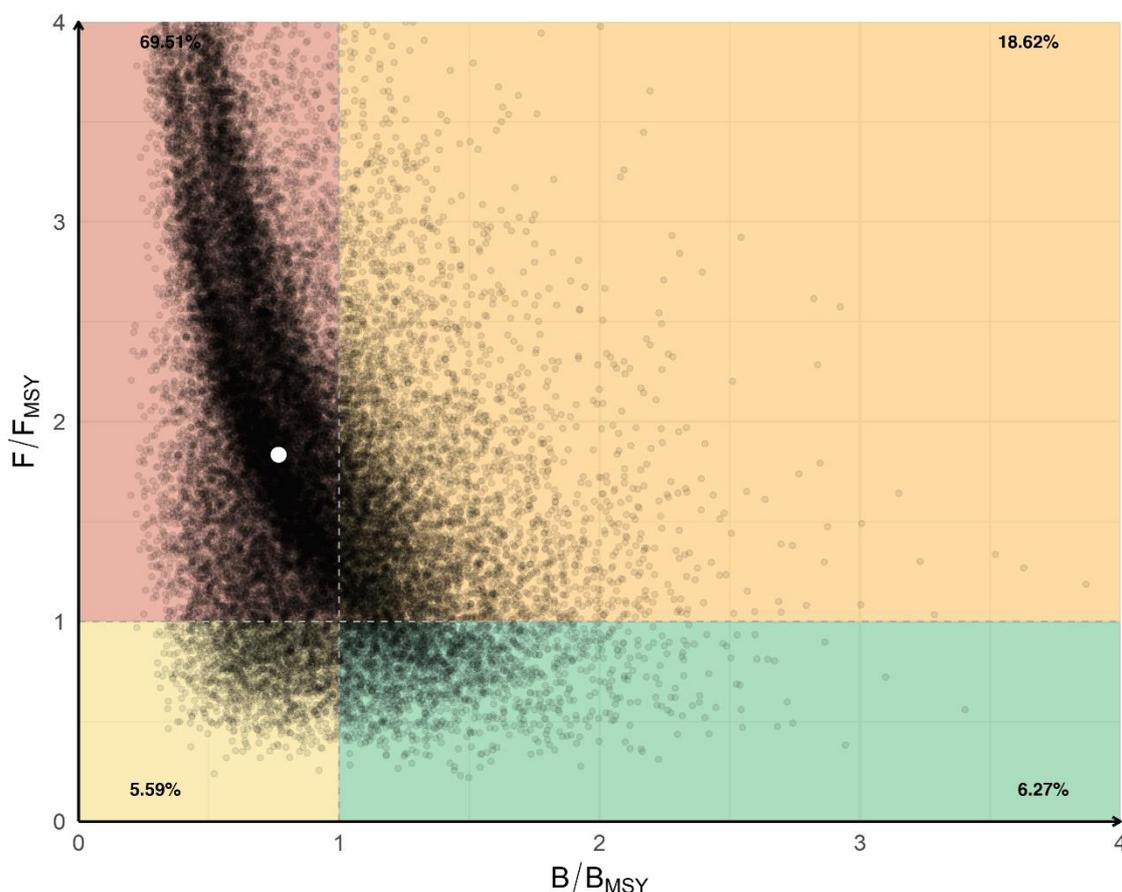
A biomassa estimada para 2022 ( $B_{2022}$ ) corresponde à, aproximadamente, 75% do  $B_{MSY}$ . Sendo assim, o maior rendimento possível para esta condição do estoque deverá ser menor que o  $MSY$  estimado. Por assumir uma relação de denso-dependência, a produtividade do excedente de produção de um determinado estoque e, por sua vez, seu rendimento máximo sustentável, estão diretamente vinculados ao tamanho do estoque, conforme pode ser observado na Figura 4. Com base na integração dos 4 cenários, pode-se observar que o excedente de produção encontra-se à 89%, em média, do  $MSY$  para a atual condição do estoque. Assim, a estimativa do  $MSY_{89\%} = 0,89 * MSY$ , e este ponto de referência será o centro das discussões daqui para frente. Logo, os valores de LBA e LCA deverão ser obtidos a partir do  $MSY_{89\%}$  cuja distribuição posterior pode ser observada na Figura 13.



**Figura 13.** Distribuição posterior integrada / mista dos  $MSY's_{89\%}$  estimados para todos os cenários avaliados neste trabalho.

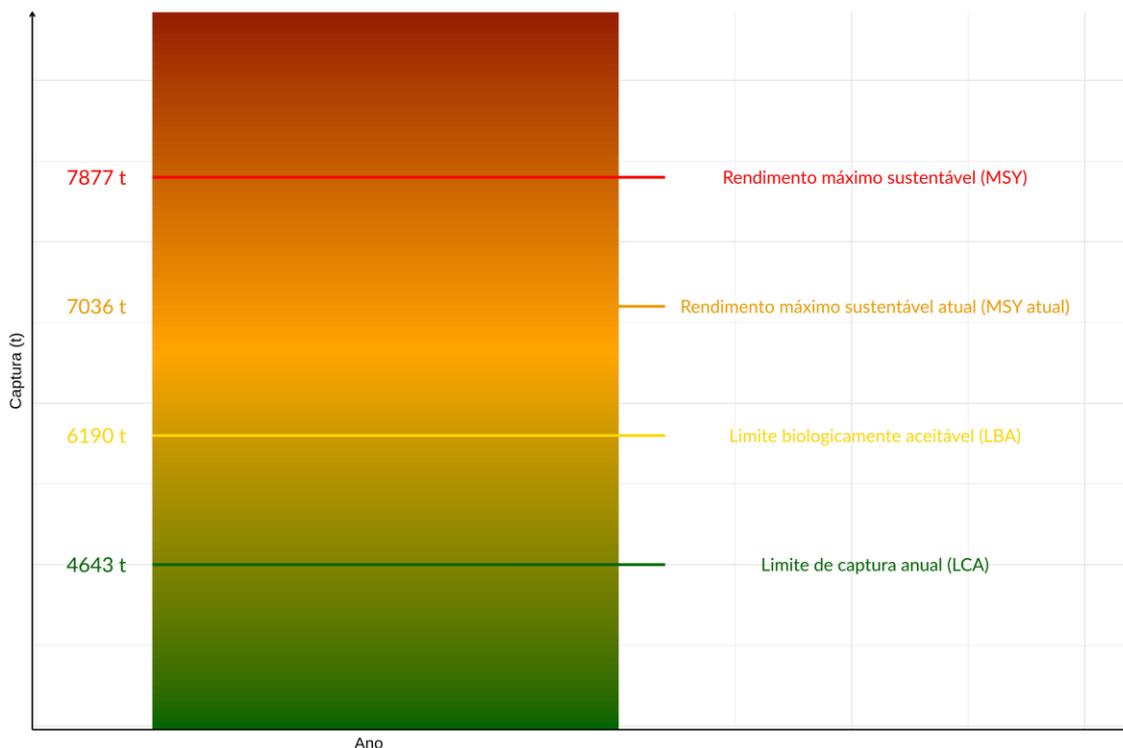
O gráfico de Kobe (Figura 14) mostra a distribuição posterior integrada dos parâmetros  $B_{2022}/B_{MSY}$  e  $F_{2022}/F_{MSY}$ , que, sob condições ótimas, deveriam estar ambos

próximos de 1. A região mais crítica (em coloração vermelha) se caracteriza por  $B_{2022}/B_{MSY} < 1$  e  $F_{2022}/F_{MSY} > 1$  (traduzindo: o estoque está sobrepescado, com sua biomassa abaixo do sustentável e há uma mortalidade por pesca relativamente maior do que aquela que geraria o rendimento máximo sustentável). De acordo com as análises integradas para os quatro cenários, a probabilidade de que a pescaria se encontre no quadrante vermelho é de 69,51% o que significa dizer que há evidências claras de que o estoque se encontre numa situação crítica quanto a sua sustentabilidade. Se integradas as probabilidades de  $B_{2022}/B_{MSY} < 1$  (quadrantes vermelho e amarelo), pode-se avaliar melhor as incertezas em torno do parâmetro estimado, com isto, tem-se 75,1% de chances do estoque estar com sua biomassa abaixo do rendimento sustentável. E, integrando as probabilidades de  $F_{2022}/F_{MSY} > 1$ , tem-se 88,13% da mortalidade por pesca estar acima do sustentável para o estoque.



**Figura 14.** Kobe plot apresentando a composição das distribuições posteriores para  $B_{2022}/B_{MSY}$  e do  $F_{2022}/F_{MSY}$  dos diferentes cenários ajustados. O ponto branco representa a mediana dos valores estimados para 2022.

Para facilitar o entendimento sobre a discussão que seguirá, passa-se à simbolizar os possíveis valores da distribuição posterior do excedente de produção por letras minúsculas ( $msy_{89\%}$ ), reservando  $MSY_{89\%}$ , com letras maiúsculas, para indicar a estimativa pontual extraída desta distribuição posterior (usualmente a mediana ou a média são utilizadas como  $MSY_{89\%}$ ). De posse da distribuição posterior para possíveis valores  $msy_{89\%}$ , recomenda-se escolher para o LCA um valor que respeite uma zona tampão em relação ao valor fixado como  $MSY_{89\%}$  como forma de compensar o risco associado a uma eventual sobre-estimativa deste. Esta zona tampão pode ser estipulada em duas etapas. Primeiramente determinar um limite biologicamente aceitável (LBA) para exploração do recurso, que servirá como uma espécie de “teto” para LCA. Para isto, utilizou-se o percentil de 30% da distribuição posterior integrada de  $msy_{89\%}$  como sendo o valor de LBA (a justificativa formalizada desta escolha está no parágrafo abaixo). Na segunda etapa, determinar  $LCA = 0,75 * LBA$ ; ou seja, estabelece-se uma margem de segurança ( $\approx 25\%$ ) abaixo do “teto” definido pelo LBA como forma de compensar incertezas de outros erros inerentes do processo (p. ex.: dificuldades ou descompassos no monitoramento em tempo real das capturas). Com base neste critério precautório, recomenda-se um LCA de 4.643 t, que fica abaixo do LBA de 6.190 t e este, por sua vez, abaixo do  $MSY_{95\%}$  estimado em 7.036 t (valor médio da distribuição posterior) (Figura 15).

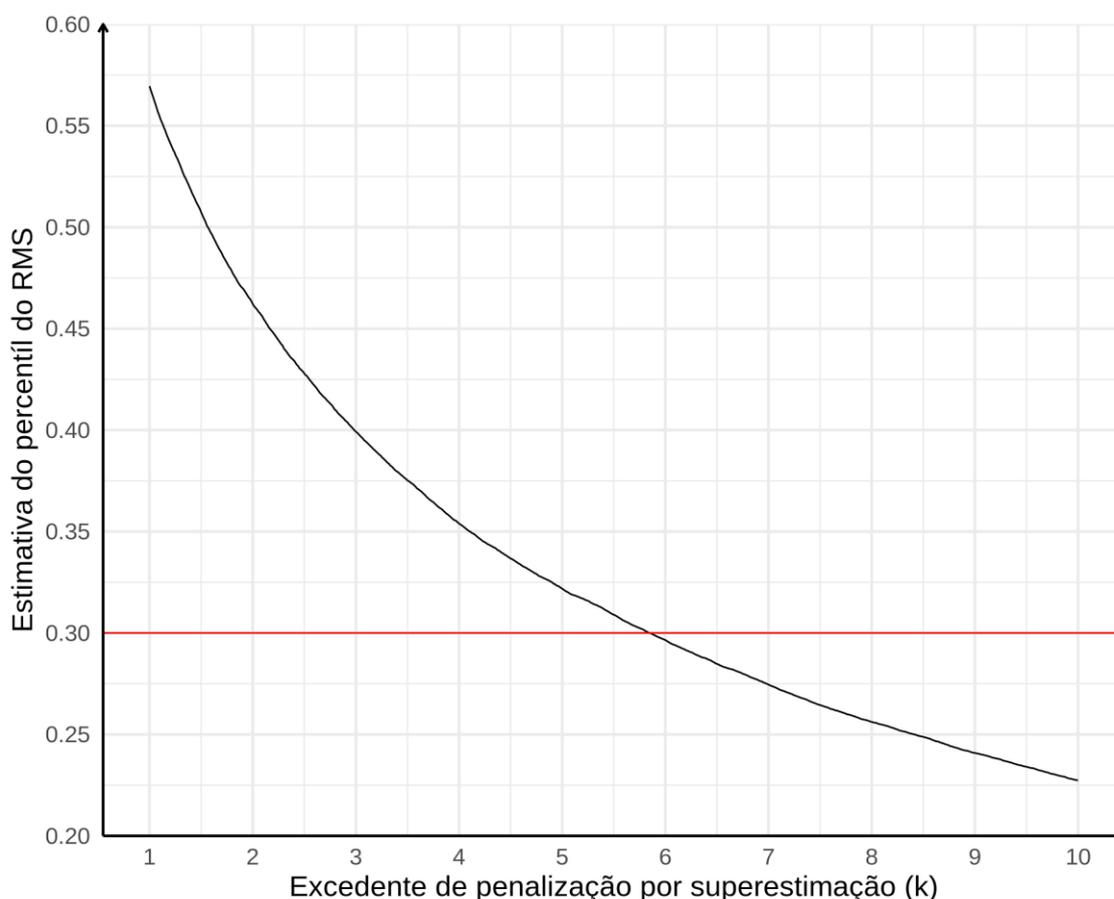


**Figura 15.** Diagrama de decisão para determinação do Limite de Captura Anual (LCA).

Para entender os argumentos do parágrafo acima é importante destacar que, quando apresentada a distribuição posterior do  $msy_{89\%}$ , está-se descrevendo múltiplas possibilidades de excedente de produção associados a suas respectivas densidades de probabilidade. A utilização da média da distribuição posterior, isto é  $MSY = E(msy)$  como estimativa pontual (e.g.,  $MSY_{89\%} = 7036$  t) corresponde a escolha de um particular valor da distribuição como seu representante. Esta escolha, que é, de fato, uma tomada de decisão sob incerteza, resulta da minimização da função de perda  $L(Z) = E[(msy_{89\%} - Z)^2]$  para algum Z escolhido entre todos os possíveis valores plausíveis de  $msy_{89\%}$ . Ou seja, a escolha de  $Z = MSY_{89\%}$  que minimiza a função  $L(Z)$ .

No entanto, uma decisão que pretende ser precautória, deverá penalizar mais fortemente uma sobre-estimativa do valor verdadeiro, mas desconhecido de  $MSY_{89\%}$ . Para isso, a função de perda é modificada tornando-se assimétrica de forma que continua sendo  $L_k(Z) = (msy_{89\%} - Z)^2$  somente se  $Z < MSY_{89\%}$  e passando a ser  $L_k(Z) = k*(msy_{89\%} - Z)^2$  se  $Z > MSY_{95\%}$  para algum número real  $k > 1$  escolhido para refletir a

penalização adicional de uma superestimativa errônea. Para melhor entender esta relação apresenta-se na Figura 16 o valor do percentil (eixo das ordenadas) em função de valores crescentes de  $k$  para a distribuição posterior mista de  $msy_{89\%}$ . Verifica-se que o percentil 30% utilizado neste trabalho para definir  $Z = LBA$ , corresponde a  $k = 5,8$ . Isto equivale a dizer que o LBA, de fato, corresponde a uma estimativa conservadora de  $MSY_{89\%}$  utilizando a função penalizada assimétrica em que um eventual erro de superestimativa no  $MSY_{89\%}$  será penalizado 5,8 vezes mais que um erro de subestimativa com igual magnitude. Esta é uma justificativa formalizada em termos da teoria Bayesiana de Decisão, de que a escolha do LBA nos termos aqui propostos, é claramente (e fortemente) precautória.



**Figura 16.** Decaimento da estimativa do percentil do MSY em função do excedente de penalização por superestimação do K proposto.

## 6. Conclusão

- A condição atual do estoque de tainha é de **sobrepescado** (biomassa de 2022 maior do que a biomassa que geraria o rendimento máximo sustentável) com evidências de que o estoque vem sofrendo **sobrepesca** (mortalidade por pesca em 2022 maior do que a mortalidade que resultaria no rendimento máximo);
- A proporção da biomassa do estoque em 2022 está em torno dos 75% da biomassa que geraria o rendimento máximo sustentável ( $B_{MSY}$ );
- O rendimento máximo sustentável ( $MSY$ ) estimado para o estoque foi de 7.877 t. O rendimento possível para o estado atual da biomassa,  $MSY_{95\%}$  foi de 7.036 t;
- O Limite Biologicamente Aceitável  $LBA$  foi de 6.190 t e o Limite de Captura Anual  **$LCA$  estimado foi de 4.643 t.**

## Referências

- Brodziak, J., & Ishimura, G. (2011). Development of bayesian production models for assessing the North Pacific swordfish population. *Fish. Sci.* 77, 23–24.
- Chaloupka, M., & Balazs, G. (2007). Using bayesian state-space modelling to assess the recovery and harvest potential of the Hawaiian green sea turtle stock. *Ecological Modelling*. 205: 93–109.
- Garbin, T., Castello, J.P., & Kinas, P. G. (2014). Age, growth, and mortality of the mullet *Mugil liza* in Brazil's southern and southeastern coastal regions. *Fish. Res.* 149, 61–68.
- Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S., & Rubin, D.B. (2004). *Bayesian Data Analysis*. Chapman & Hall, New York. 695 p.
- Gulland, J. (1983). *Fish Stock Assessment: a manual of basic methods*. Wiley, New York. 223 p.
- Hilborn, R. (1979). Comparison of fisheries control system that utilize catch and effort data. *J. Fish. Res. Bd. Can.* 36, 1477–1489.
- Hilborn, R. (1990). Estimating the parameters of full age-structured models from catch and abundance data. *Bull. Int. North Pac. Fish. Comm.* 50, 207–213.
- Hilborn, R., & Walters, C.J. (1992). *Quantitative Fisheries Stock Assessment: choice, dynamics and uncertainty*. New york: Chapman and Hall. 570 p.

- Kinas, P G., & Andrade, H.A. (2010). Introdução à Análise Bayesiana (com R). Porto Alegre: MaisQnada Editora. 200 p.
- Kruschke, J.K. (2014). Doing Bayesian Data Analysis: a tutorial with R, JAGS and Stan. Oxford: Academic Press Elsevier. 776 p.
- Lemos, V.M. (2015). Determinação do estoque e ciclo de vida da tainha *Mugil liza* (Teleostei Mugilidae) no sul do Brasil. Tese de doutorado. Universidade Federal do Rio Grande. 156 p.
- Lemos, V.M., Varela Jr, A.S., Schwingel, P.R., Muelbert, J.H., & Vieira, J.P. (2014). Migration and reproductive biology of *Mugil liza* (Teleostei: Mugilidae) in south Brazil. *J. Fish Biol.* 85, 671–687.
- Ludwig, D., & Walters, C. J. (1989). A robust method for parameter estimation from catch and effort data. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 46, 137–144.
- Ludwig, D., & Walters, C.J. (1985). Are age structured models appropriate for catch-effort data? *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 42, 1066–1072.
- Maunder, M.N., & Punt, A.E. (2013). A review of integrated analysis in fisheries stock assessment. *Fish. Res.* 142, 61–74.
- McAllister, M.K., & Kirkwood, G.P. (1998). Bayesian stock assessment: a review and example application using the logistic model. *ICES J. Mar. Sci.* 55, 1031–1060.
- Mertz, G., & Myers, R.A. (1996). Influence of fecundity on recruitment variability of marine fish. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 53, 1618–1625.
- Methot, R.D., Jr., Wetzel, C.R., Taylor, I.G., & Doering, K. (2020). Stock Synthesis User Manual Version 3.30.15. U.S. Department of Commerce, NOAA Processed Report NMFS-NWFSC-PR-2020-05. <https://doi.org/10.25923/5wpm-qt71>
- Methot, R.D.Jr., & Wetzel, C.R. (2013). Stock synthesis: a biological and statistical framework for fish stock assessment and fishery management. *Fish. Res.* 142, 86–99.
- Millar, R., & Meyer, R. (2000). Non-linear state-space modeling of fisheries biomass dynamics by using Metropolis-Hastings within Gibbs-sampling. *J. R. Stat. Soc. Ser. C (Applied Stat.)*. 49, 327–342.
- Miranda, L.V., Mendonça, J.T., & Cergole, M.C. (2006). Diagnóstico do estoque e orientações para o ordenamento da pesca de *Mugil platanus* (Gunther 1980). Série Documentos REVIZEE - Score Sul. São Paulo: Instituto Oceanográfico - USP.
- Pella, J.J., & Tomlinson, P.K. (1969). A generalized stock production model. *Inter-American Tropical Tuna Commission Bulletin*. 13(3), 416–497.
- Pina, J.V., & Chaves, P.T. (2005). A pesca da tainha e parati na Baía de Guaratuba, Paraná, Brasil. *Acta Biológica Paranaense*. 34, 103–113.

- Punt, A.E. (1994). Assessments of the stocks of Cape hakes *Merluccius* spp. off South Africa. *S. Afr. J. Mar. Sci.* 14, 159–186.
- Punt, A.E. (2003). Extending production models to include process error in the population dynamics. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 60, 1217–1228.
- Punt, A.E., & Japp, D.W. (1994). Stock assessment of the kingklip *Genypterus capensis* off South Africa. *South Afr. J. Mar. Sci.* 14, 133–149.
- Punt, A.E., Butterworth, D.S., & Penney, A.J. (1995). Stock assessment and risk analysis for the South Atlantic population of albacore *Thunnus alalunga* using an age-structured production model. *South Afr. J. Mar. Sci.* 16, 287–310.
- Restrepo, V.R. (1997). An implementation of the age-structured production model with application to West Atlantic bluefin tuna fisheries. *Coll. Vol. Sci. Pap.-Int. Comm. Conserv. Atl. Tunas.* 46, 348–356.
- Rose, K.A., Cowan, J.H., Winemiller, K.O., Myers, R.A., & Hilborn, R. (2001). Compensatory density dependence in fish populations: importance, controversy, understanding and prognosis. *Fish Fish.* 2, 293–327.
- Sant’Ana, R., & Kinas, P.G. (2016). Avaliação do estoque de Tainha (*Mugil liza*): ampliação dos modelos Bayesianos de Dinâmica de Biomassa para múltiplas séries de CPUE, com adição de temperatura superficial do mar e capturabilidade autocorrelacionada. Relatório de Pesquisa – Oceana Brasil. Disponível em: [https://brasil.oceana.org/sites/default/files/avaliacao\\_de\\_estoque\\_tainha\\_oceana\\_-\\_integra.pdf](https://brasil.oceana.org/sites/default/files/avaliacao_de_estoque_tainha_oceana_-_integra.pdf).
- Sant’Ana, R., Kinas, P.G., Miranda, L.V., Schwingel, P.R., Castello, J.P., & Vieira, J.P. (2017). Bayesian state space models with multiple CPUE data: the case of a mullet fishery. *Scientia Marina.* 81(3), 361–370.
- Schaefer, M.B. (1957). Some considerations of population dynamics and economics in relation to the management of the commercial marine fisheries. *J. Fish. Res. Board Can.* 14(5), 669–681.
- Schnute, J. (1981). A versatile growth model with statistically stable parameters. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 38, 1128–1140.
- Then, A.Y., Honeig, J.M., Hall, N.G., & Hewitt, D.A. (2015). Evaluating the predictive performance of empirical estimators of natural mortality rate using information on over 200 fish species. *ICES J. Mar. Sci.* 72, 82–92.
- Thorson, J. T., Rudd, M. B., & Winker, H. (2019). The case for estimating recruitment variation in data-moderate and data-poor age-structured models. *Fish. Res.* 217, 87–97.
- Thorson, J.T., Maureaud, A.A., Frelat, R., Mérigot, B., Bigman, J.S., Friedman, S.T., Palomares, M.L.D., Pinsky, M.L., Price, S.A., & Wainwright, P. (2023). Identifying

---

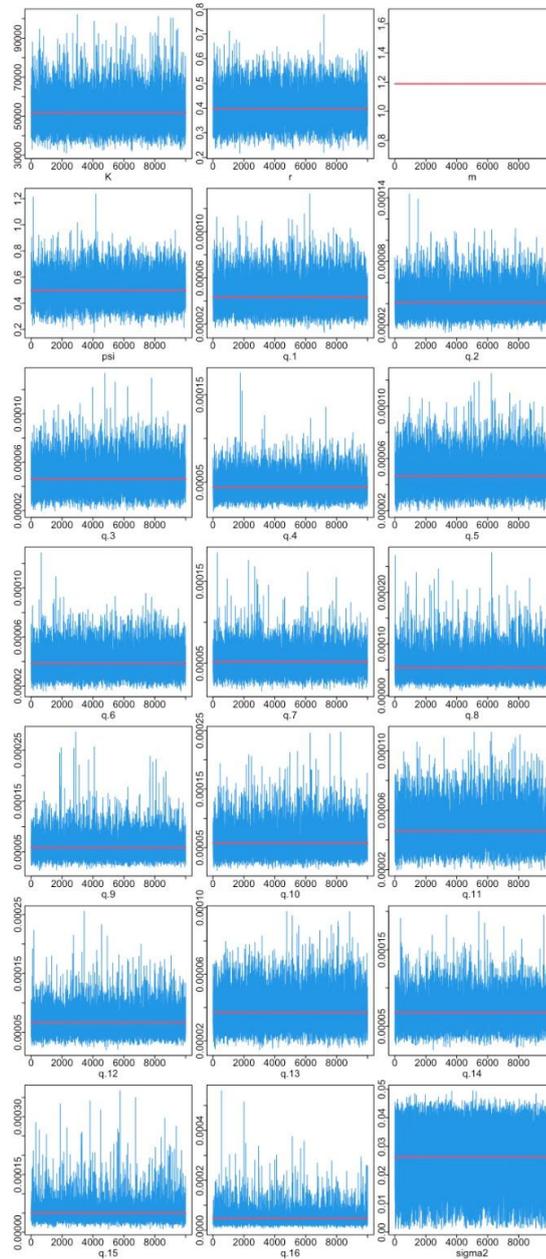
direct and indirect associations among traits by merging phylogenetic comparative methods and structural equation models. *Methods Ecol. Evol.* 14, 1259–1275.

Thorson, Jensen, O.P., & Zipkin, E.F. (2014). How variable is recruitment for exploited marine fishes? A hierarchical model for testing life history theory. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 71, 973–983.

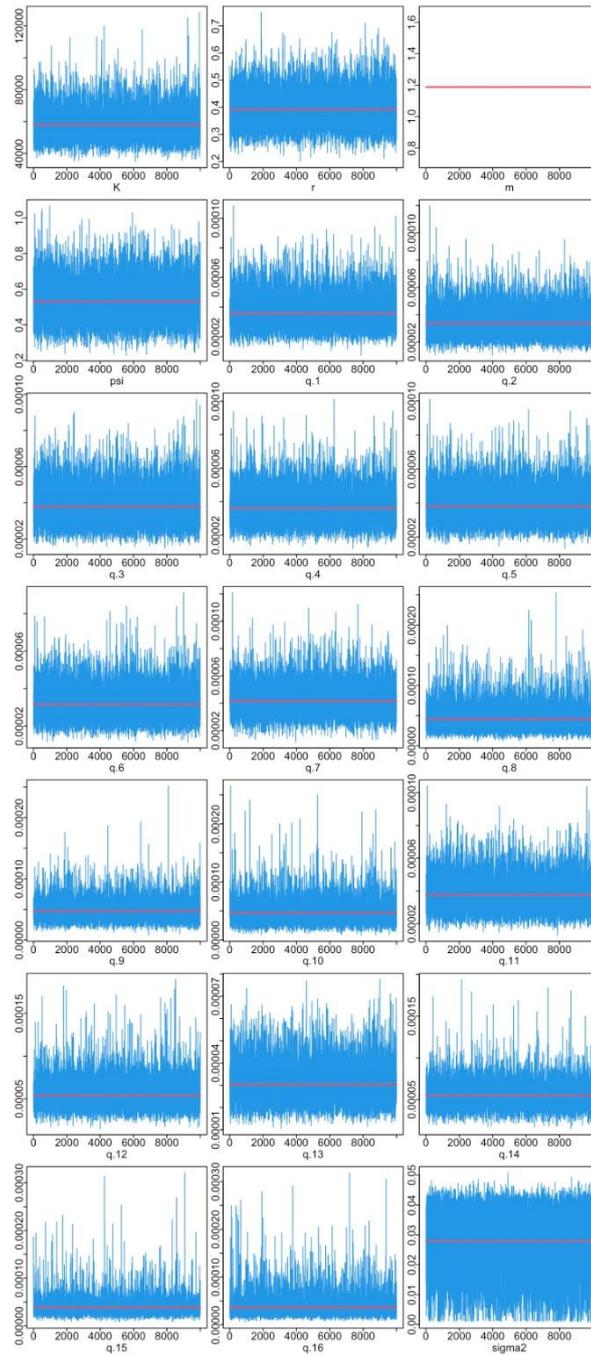
Wakefield, J. (2013). *Bayesian and frequentist regression methods* (Vol. 23). New York: Springer.

Winker, H., Carvalho, F., & Kapur, M. (2018). JABBA: just another Bayesian biomass assessment. *Fish. Res.* 204, 275–288.

## 7. Anexos



Anexo 01: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 01 do modelo JABBA.



Anexo 02: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 06 do modelo JABBA.