



Universidade do Vale do Itajaí

Produto de Consultoria 03

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

Solicitação de Cotação Nº 112/2019

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

Itajaí, 2020



Presidente da Fundação e Reitor da UNIVALI

Prof. Dr. Valdir Cechinel Filho

Vice-presidente da Fundação UNIVALI

Prof. Dr. José Roberto Provesi

Vice-reitor de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação

Prof. Dr. Rogério Corrêa

Vice-reitor de Graduação e Desenvolvimento Institucional

Prof. Dr. Carlos Alberto Tomelin

Vice-reitor de Extensão e Assuntos Comunitários

Prof. Dr. José Carlos Machado

Procurador Geral da Fundação UNIVALI

Prof. Dr. Rodrigo de Carvalho

Diretor da Escola do Mar, Ciência e Tecnologia

Prof. Luis Carlos Martins

Coordenador do Contrato

Prof. MSc. Rodrigo Sant'Ana



Universidade do Vale do Itajaí
Escola do Mar, Ciência e Tecnologia

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 Interaamericano de Cooperação para a Agricultura – IICA e a Universidade do Vale do Itajaí.

Pesquisadores / Equipe Técnica

Prof. MSc. Rodrigo Sant’Ana

Prof. Dr. Paul Gerhard Kinas

Prof. Dr. Bruno Leite Mourato

Sumário

1. Apresentação	7
2. Introdução	8
3. Metodologia	9
3.1. <i>Contextualização Geral dos Modelos de Dinâmica de Biomassa (DB)</i>	9
3.2. <i>Implementação dos Modelos de Dinâmica de Biomassa (DB)</i>	10
3.3. <i>Análise Bayesiana</i>	13
4. Resultados e Discussão	16
4.1. <i>Análise Exploratória de Dados</i>	16
4.2. <i>Diagnóstico dos Modelos</i>	18
4.3. <i>Estimação de Biomassa e outros Parâmetros</i>	21
4.4. <i>Estado do Estoque e Opções de Manejo</i>	31
5. Conclusão	38
6. Referências	39
7. Anexos	43

Lista de Figuras

Figura 1: Séries temporais de captura por unidade de esforço de Tainha (<i>Mugil liza</i>) compiladas entre os anos de 1998 à 2019. _____	17
Figura 2: Distribuições temporais dos resíduos dos modelos ajustados às séries de CPUE utilizadas em cada modelo. Superior esquerdo - S01; Superior direito - S02, Central esquerdo - S03, Central direito - S04, Inferior esquerdo - S05. Inferior direito - S06. _____	20
Figura 3: Distribuição temporal dos erros do processo estimados para cada um dos modelos ajustados. Superior esquerdo - S01; Superior direito - S02, Central esquerdo - S03, Central direito - S04, Inferior esquerdo - S05; Inferior direito - S06. _____	21
Figura 4: Distribuição das tendências temporais na biomassa, mortalidade por pesca (painéis superiores), B/K e excedente de produção (painéis centrais) e B/B MSY e F/F MSY (painéis inferiores) para cada um dos modelos ajustados. _____	24
Figura 5: Relação relativa do rendimento máximo sustentável em função do estado atual do estoque. Diagrama de denso-dependência. _____	25
Figura 6: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B MSY e F/F MSY - Cenário S01. _____	26
Figura 7: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B MSY e F/F MSY - Cenário S02. _____	27
Figura 8: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B MSY e F/F MSY - Cenário S03. _____	28
Figura 9: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B MSY e F/F MSY - Cenário S04. _____	29
Figura 10: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B MSY e F/F MSY - Cenário S05. _____	30
Figura 11: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B MSY e F/F MSY - Cenário S06. _____	31
Figura 12: Distribuição posterior integrada / mista dos $MSY'_{S95\%}$ estimados para todos os cenários avaliados neste trabalho. _____	32
Figura 13: Composição das distribuições posteriores para B/BMSY e do F/FMSY dos cenários ajustados para Tainha. _____	35
Figura 14: Diagrama de decisão para determinação do Limite de Captura Anual (LCA). _____	36

Figura 15: Decaimento da estimativa do percentil do MSY em função do excedente de penalização por superestimação do K proposto. _____ 36

Figura 16: Projeções do status do estoque (B/K) para os próximos 15 anos em função de diferentes cenários de captura. _____ 37

Lista de Tabelas

Tabela 1: Resumo das funções de densidade probabilidade utilizadas como prioris dos parâmetros dos modelos de dinâmica de biomassa Bayesianos utilizados. _____	14
Tabela 2: Cenários utilizados como grade de incertezas para as inferências dos modelos de DB ajustados para Tainha. _____	15
Tabela 3: Descrição dos parâmetros de seleção dos modelos a partir da bondade dos ajustes. DIC - Critério de Informação da Deviância; pD - Número de parâmetros do modelo; RMSE - Raiz quadrada do erro-médio. _____	18
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

1. Apresentação

O presente documento tem por objetivo apresentar o produto 03 executado no âmbito do contrato de prestação de serviço técnico especializado celebrado entre o Instituto Interamericano de Cooperação para a Agricultura (IICA) e a Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI) – Contrato de Prestação de Serviços Nº 219039. Este relatório traz os resultados da avaliação de estoque da Tainha (*Mugil liza*) até o ano de 2019.

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 (*MSY*), 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 que visa a modernização da gestão estratégica do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). 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. Introdução

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 (Vieira, 1991; 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 esforço de 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 pontos de referências sustentáveis para este recurso, 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.

3. Metodologia

3.1. Contextualização Geral dos Modelos de Dinâmica de Biomassa (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 (*state-space*) 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 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 previsões de biomassas futuras através de distribuições de probabilidade que são de fácil interpretação e que consistem em 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 da espécie avaliada) sobre o estoque estudado (Gulland, 1983). 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; Sparre & Venema, 1997).

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 um ponto forte desta abordagem. 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 de Dinâmica de Biomassa (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 Meyer & Millar (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 de referência é exatamente a metade da capacidade de suporte. Quando m se aproxima da unidade, 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 ω_t seguindo distribuição Gaussiana com média zero e variância σ_ω^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 ϕ_i .

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

ou

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

sendo os erros observacionais associados aos valores de CPUE para a pescaria i modelados por variáveis aleatórias $\nu_{t,i}$ seguindo distribuição Gaussiana com média zero e variância $\sigma_{\nu_i}^2$. 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 ϕ) 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 distribuição de probabilidade priori expressa 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 (Kruschke, 2010; Wakefield, 2013; Kruschke, 2014; Korner-Nievergelt et al., 2015) 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 e incertas dos parâmetros e suas incertezas, ao integrar todo o conhecimento prévio relevante 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 φ , K , r , m , σ_{proc}^2 para a dinâmica da biomassa, e ϕ_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 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 prioris foram definidas de modo que sejam pouco informativas (*i.e.* prioris 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 prioris dos parâmetros dos modelos de dinâmica de biomassa Bayesianos utilizados.

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

Adicionalmente à estrutura de prioris, 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 30%. 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,

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

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 prioris de B_{MSY} e de K ; ou, alternativamente, ter seus níveis de incerteza modelado também, por meio de uma distribuição priori lognormal. Neste Relatório utilizamos duas possibilidades que serão descritas posteriormente ainda nesta seção.

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

$$MSY = r K m^{\frac{-m}{m-1}}$$

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 seis (6) modelos distintos, três deles baseados na implementação do modelo de Pella & Tomlinson (1969) clássico, estimando o parâmetro de forma “ m ” dentro do modelo e três deles também baseados na proposição de Pella & Tomlinson (1969) porém com o parâmetro “ m ” fixo, derivado diretamente da razão esperada para B_{MSY}/K à priori. Esta segunda abordagem foi proposta por Winker et al (2018) e pode ser considerada uma ponte para a derivação de parâmetros do ciclo de vida de espécies para serem utilizados nos modelos de excedente de produção. A distinção entre os modelos se deu, também sobre a base de dados de captura utilizada, sendo a primeira base referente aos dados compilados à partir de estatística pesqueiras estaduais (S01 e S04), a segunda referente aos dados do SigSIF na íntegra (para os anos onde existem tais dados – *vide* produto 02 para maior detalhamento) (S02 e S05) e a terceira baseada também nos dados do SigSIF, porém, com o ano de 2007 removido (S03 e S06), visando avaliar a influência da supersafra deste referido ano sobre o comportamento dos modelos (Tabela 2).

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
S01	Pella & Tomlinson – Estimando “ m ”	Série 01
S02	Pella & Tomlinson – Estimando “ m ”	Série 03
S03	Pella & Tomlinson – Estimando “ m ”	Série 04
S04	Pella & Tomlinson – “ m ” Fixo	Série 01
S05	Pella & Tomlinson – “ m ” Fixo	Série 03
S06	Pella & Tomlinson – “ m ” Fixo	Série 04

4. Resultados e Discussão

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 à pescarias que possuem como sede os 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.

Em geral, as séries de CPUEs baseadas nas operações das frotas de pesca industrial de Santa Catarina e Rio Grande do Sul (séries A e I), além das séries J e K, apresentaram comportamentos temporais similares: estabilizadas ou crescentes ao longo dos anos (Figura 1). Em contraste, as séries de CPUE D, E, G, H sugerem um declínio com o passar dos anos (Figura 1). Ademais, também foi observado que para as séries com a janela temporal curta (séries G, H, I e; séries de L até T) (Figura 1), a avaliação da tendência dessas séries fica prejudicada pelo número reduzido de anos com dados. De acordo com Sant’Ana et al (2017), os comportamentos distintos observados nas diferentes séries de CPUE, para as diferentes escalas de atividade (pesca industrial e artesanal) e em diferentes pontos do espaço podem estar sendo influenciados por fatores distintos, dentre eles (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 o 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 fim, estes fatos ainda podem interagir entre si, ocasionando efeitos sinérgicos nas CPUEs observadas.

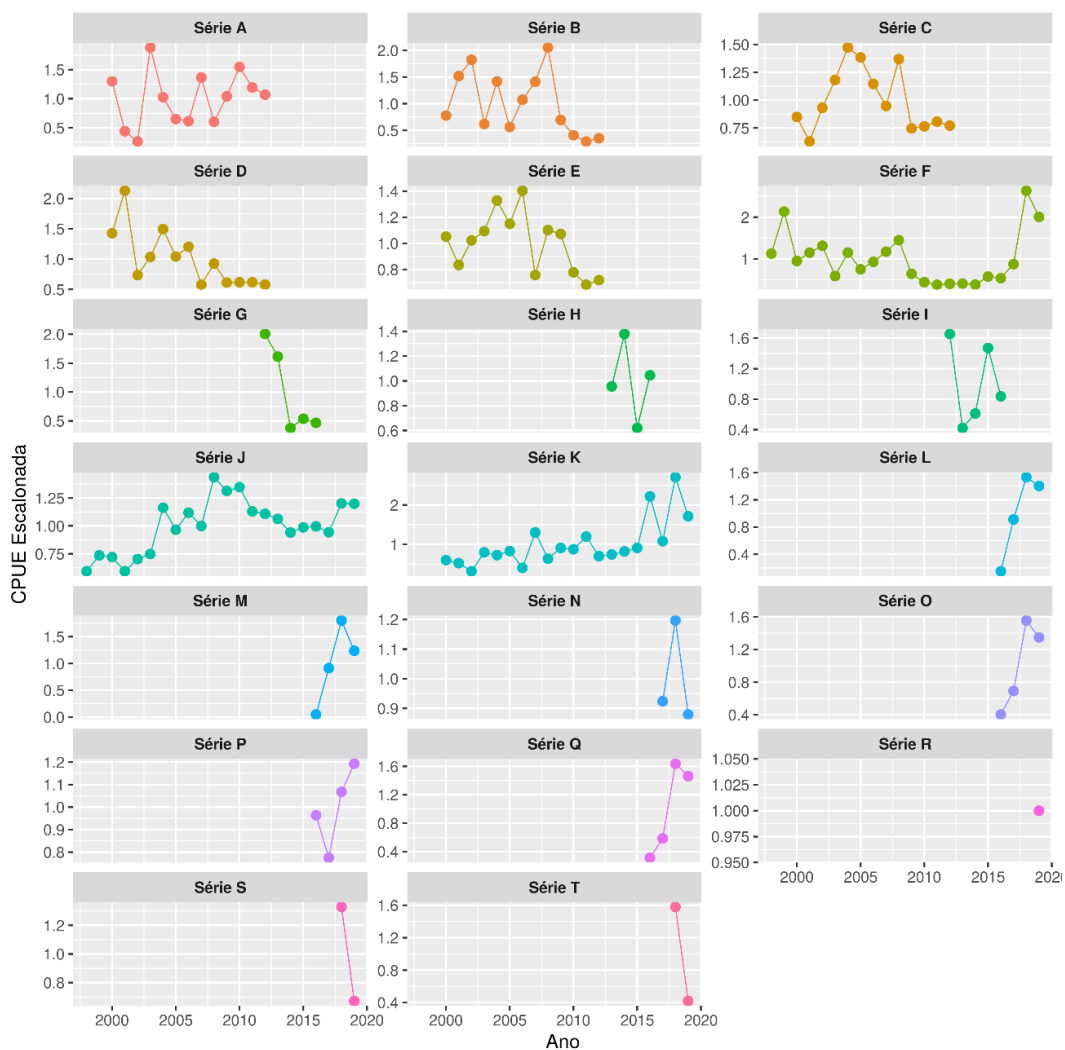


Figura 1: Séries temporais de captura por unidade de esforço de Tainha (*Mugil liza*) compiladas entre os anos de 1998 à 2019.

4.2. Diagnóstico dos Modelos

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 6 (seis) cenários / modelos ajustados. No geral, como já era esperado, todos os modelos apresentaram o valor de $\sim 47\%$, pois todos incluíram as 13 séries de CPUEs selecionadas.

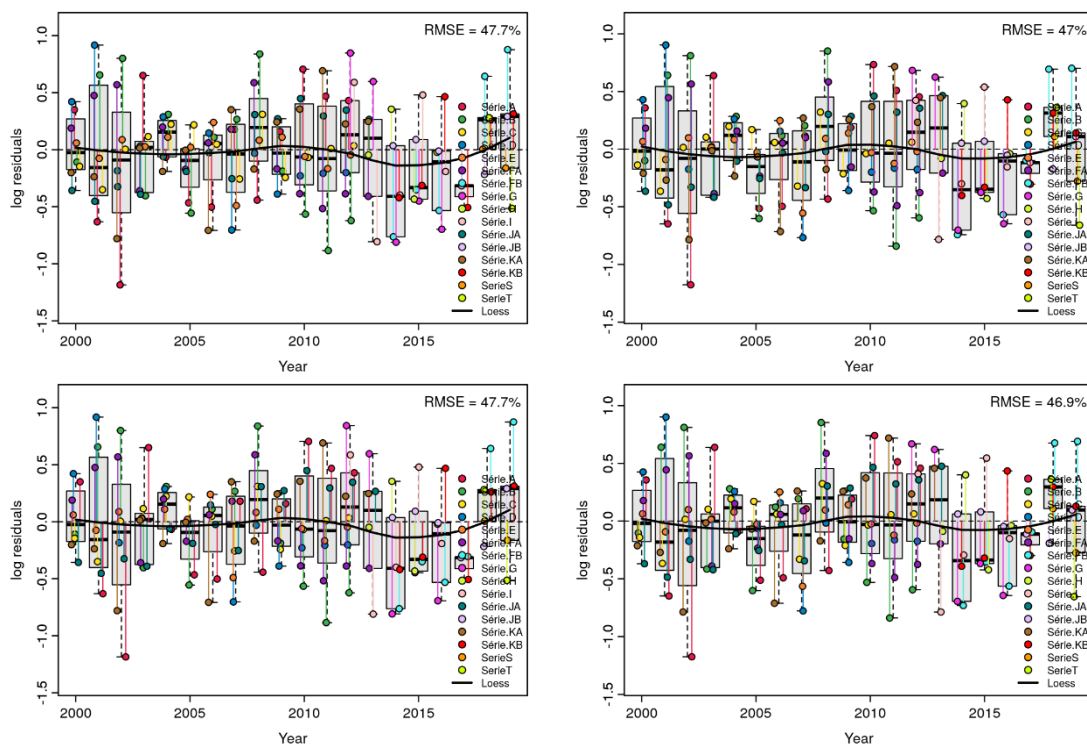
Tabela 3: Descrição dos parâmetros de seleção dos modelos a partir da bondade dos ajustes. DIC - Critério de Informação da Deviância; pD - Número de parâmetros do modelo; RMSE - Raiz quadrada do erro-médio.

Cenário	RMSE
S01	47,7
S02	47,0
S03	47,7
S04	46,9
S05	46,8
S06	46,8

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 3). 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; Erisman et al, 2011; Sant’Ana et al., 2016).



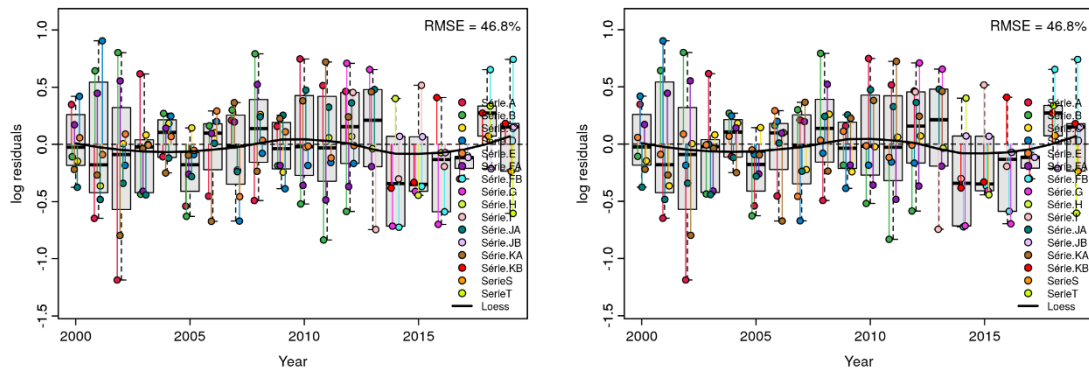
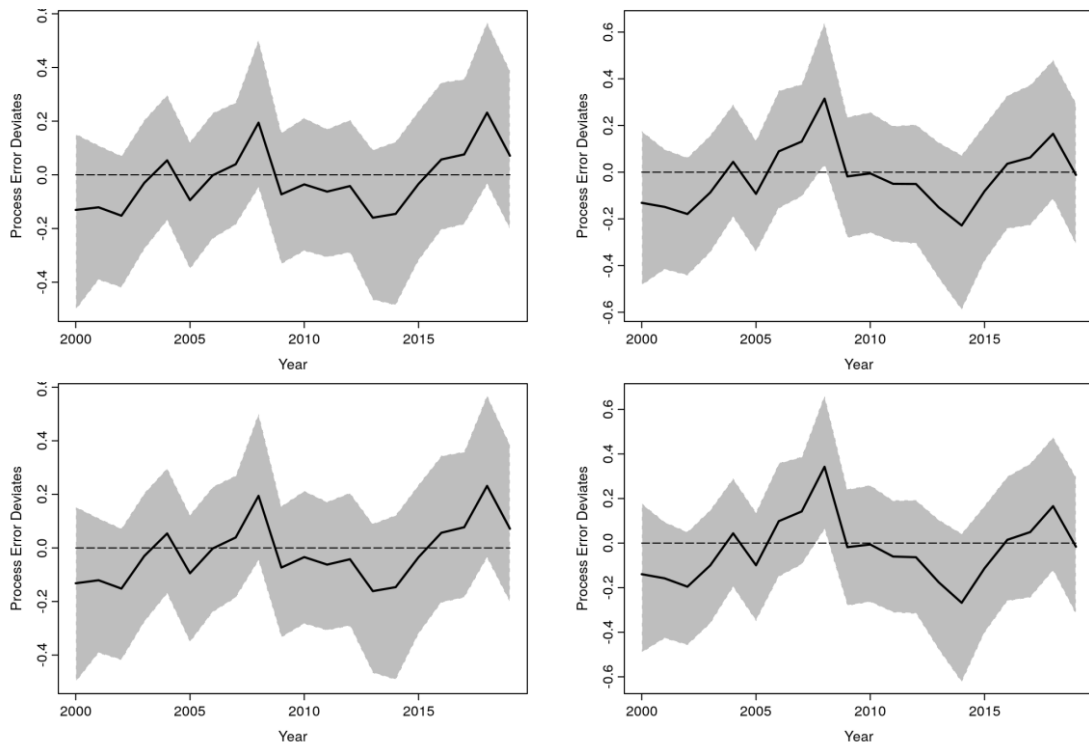


Figura 2: Distribuições temporais dos resíduos dos modelos ajustados às séries de CPUE utilizadas em cada modelo. Superior esquerdo - S01; Superior direito - S02, Central esquerdo - S03, Central direito - S04, Inferior esquerdo - S05. Inferior direito - S06.

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 todos os 6 modelos ajustados (Figura 3).



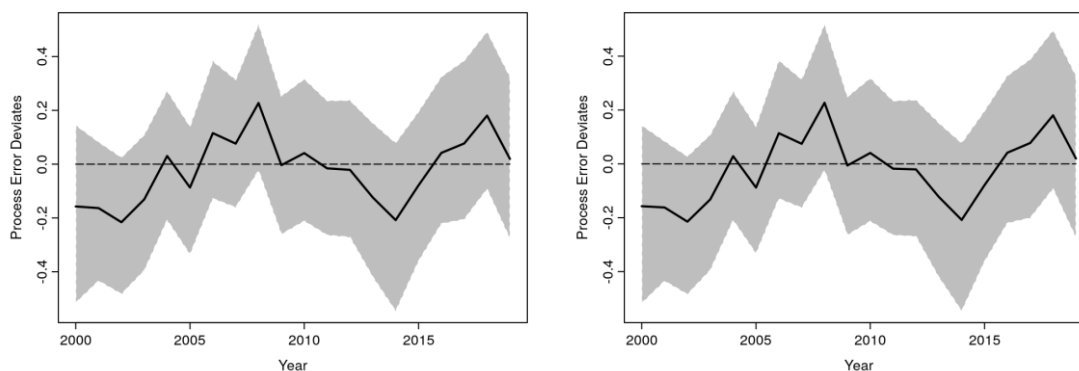


Figura 3: Distribuição temporal dos erros do processo estimados para cada um dos modelos ajustados. Superior esquerdo - S01; Superior direito - S02, Central esquerdo - S03, Central direito - S04, Inferior esquerdo - S05; Inferior direito - S06.

4.3. Estimação de Biomassa e outros Parâmetros

As posteriores dos modelos ajustados para cada um dos 6 (seis) cenários avaliados também foram bastante similares entre si (Tabela 4). Os parâmetros do modelo de Pella & Tomlinson comuns aos 6 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 47.916 e 62.713 t e o r entre 0,373 e 0,416, sendo que em ambos os casos os intervalos de credibilidade de 95% para ambos os parâmetros foram bastante sobrepostos entre os cenários avaliados (Tabela 4).

Este comportamento também foi observado para os pontos de referência para os 6 cenários. As medianas de F_{MSY} , B_{MSY} e MSY foram bastante próximas entre si, e os intervalos de credibilidade de 95% também estiveram, em todos os cenários, bastante 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 30% da sua capacidade suporte (mín. 26,8% - máx. 30,5%). Em geral, a biomassa atual (B_{2019}) do estoque está 30% abaixo da biomassa que produz o rendimento máximo sustentável (B_{MSY}) (Tabela 4). Em contrapartida, a taxa de exploração em 2019 (F_{2019}) apresentou comportamentos distintos em relação ao esforço do rendimento máximo sustentável entre os cenários

S01 e S03 em relação aos demais, sendo que nestes primeiros, o esforço atual foi estimado consideravelmente acima do sustentável para o estoque, diferentemente do observado para os demais cenários (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	S01			S02		
	Mediana	2,5%	97,5%	Mediana	2,5%	97,5%
<i>K</i>	47.915,64	34.719,08	72.149,11	62.713,30	46.033,70	92.849,37
<i>r</i>	0,399	0,281	0,568	0,396	0,279	0,563
ψ (<i>psi</i>)	0,468	0,300	0,719	0,493	0,322	0,745
σ_{proc}^2	0,167	0,063	0,207	0,179	0,095	0,210
<i>m</i>	1,370	0,705	2,384	1,440	0,772	2,463
<i>F_{MSY}</i>	0,292	0,175	0,537	0,276	0,168	0,479
<i>B_{MSY}</i>	20.362,09	11.958,69	35.274,65	27.253,91	16.676,92	45.808,76
<i>MSY</i>	6.001,30	4.637,27	8.077,13	7.593,48	5.679,53	10.243,43
<i>B₂₀₀₀/K</i>	0,408	0,238	0,657	0,431	0,262	0,676
<i>B₂₀₁₉/K</i>	0,305	0,150	0,562	0,295	0,127	0,633
<i>B₂₀₁₉/B_{MSY}</i>	0,720	0,334	1,481	0,677	0,280	1,623
<i>F₂₀₁₉/F_{MSY}</i>	2,000	0,857	4,237	0,781	0,284	1,829
Estimativa	S03			S04		
	Mediana	2,5%	97,5%	Mediana	2,5%	97,5%
<i>K</i>	48.001,83	34.835,38	72.268,68	60.045,20	45.450,48	83.766,73
<i>r</i>	0,400	0,281	0,568	0,373	0,274	0,501
ψ (<i>psi</i>)	0,468	0,299	0,722	0,497	0,327	0,746
σ_{proc}^2	0,170	0,063	0,207	0,184	0,114	0,210
<i>m</i>	1,372	0,704	2,382	1,188*	1,188*	1,188*
<i>F_{MSY}</i>	0,292	0,175	0,539	0,314	0,230	0,422
<i>B_{MSY}</i>	20.373,56	12.004,55	35.376,90	24.016,98	18.179,37	33.505,17
<i>MSY</i>	6.009,89	4.635,90	8.109,89	7.577,56	5.857,95	9.807,66
<i>B₂₀₀₀/K</i>	0,406	0,238	0,664	0,432	0,266	0,671
<i>B₂₀₁₉/K</i>	0,305	0,150	0,561	0,297	0,127	0,619
<i>B₂₀₁₉/B_{MSY}</i>	0,718	0,334	1,476	0,743	0,317	1,547
<i>F₂₀₁₉/F_{MSY}</i>	2,003	0,858	4,220	0,711	0,304	1,647
Estimativa	S05			S06		
	Mediana	2,5%	97,5%	Mediana	2,5%	97,5%
<i>K</i>	49.332,12	36.322,60	70.095,05	49.587,74	36.567,42	70.766,17
<i>r</i>	0,416	0,301	0,563	0,414	0,300	0,562
ψ (<i>psi</i>)	0,464	0,305	0,702	0,463	0,303	0,701
σ_{proc}^2	0,176	0,095	0,210	0,176	0,095	0,210
<i>m</i>	1,188*	1,188*	1,188*	1,188*	1,188*	1,188*
<i>F_{MSY}</i>	0,350	0,254	0,474	0,348	0,253	0,473
<i>B_{MSY}</i>	19.731,95	14.528,38	28.036,74	19.834,19	14.626,30	28.305,18
<i>MSY</i>	6.913,74	5.547,13	8.718,89	6.923,90	5.562,50	8.759,69
<i>B₂₀₀₀/K</i>	0,396	0,241	0,621	0,394	0,239	0,620
<i>B₂₀₁₉/K</i>	0,268	0,124	0,547	0,268	0,122	0,546
<i>B₂₀₁₉/B_{MSY}</i>	0,671	0,310	1,367	0,671	0,306	1,365
<i>F₂₀₁₉/F_{MSY}</i>	0,857	0,396	1,788	0,855	0,396	1,805

*para estes cenários o valor de *m* foi determinado a partir da relação B_{MSY}/K definida à priori nos modelos.

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 nos últimos anos da série, mesmo quando as remoções (capturas totais) excederam os limites do rendimento sustentável estimado para o estoque, pode ser explicado por (a) a insensibilidade das séries de CPUE, bem como; (b) aos conflitos de tendência das séries de CPUE, ambos os casos 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 condicionada à remoções 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 e aumentar a incerteza sobre a evolução temporal da sua biomassa.

Ainda quanto à dinâmica da biomassa do estoque de tainha, pode-se observar que, no geral, a biomassa do estoque encontra-se abaixo da biomassa do rendimento máximo sustentável estimado para espécie (Figura 4). A biomassa em relação à capacidade de suporte do estoque também encontra-se ligeiramente abaixo do limite

de biomassa capaz de gerar o rendimento máximo sustentável para a espécie. Como excedente de produção é função do estado atual do estoque (Figura 5), estima-se que com a biomassa atual do estoque de tainha à 30% da sua capacidade de suporte (i.e. abaixo do B_{MSY}) o excedente esteja à 95% do seu máximo (MSY). Esta condição será muito importante para consolidação dos parâmetros de gestão propostos para este estoque e sua concepção e impactos serão discutidos na seção 4.4. do presente relatório

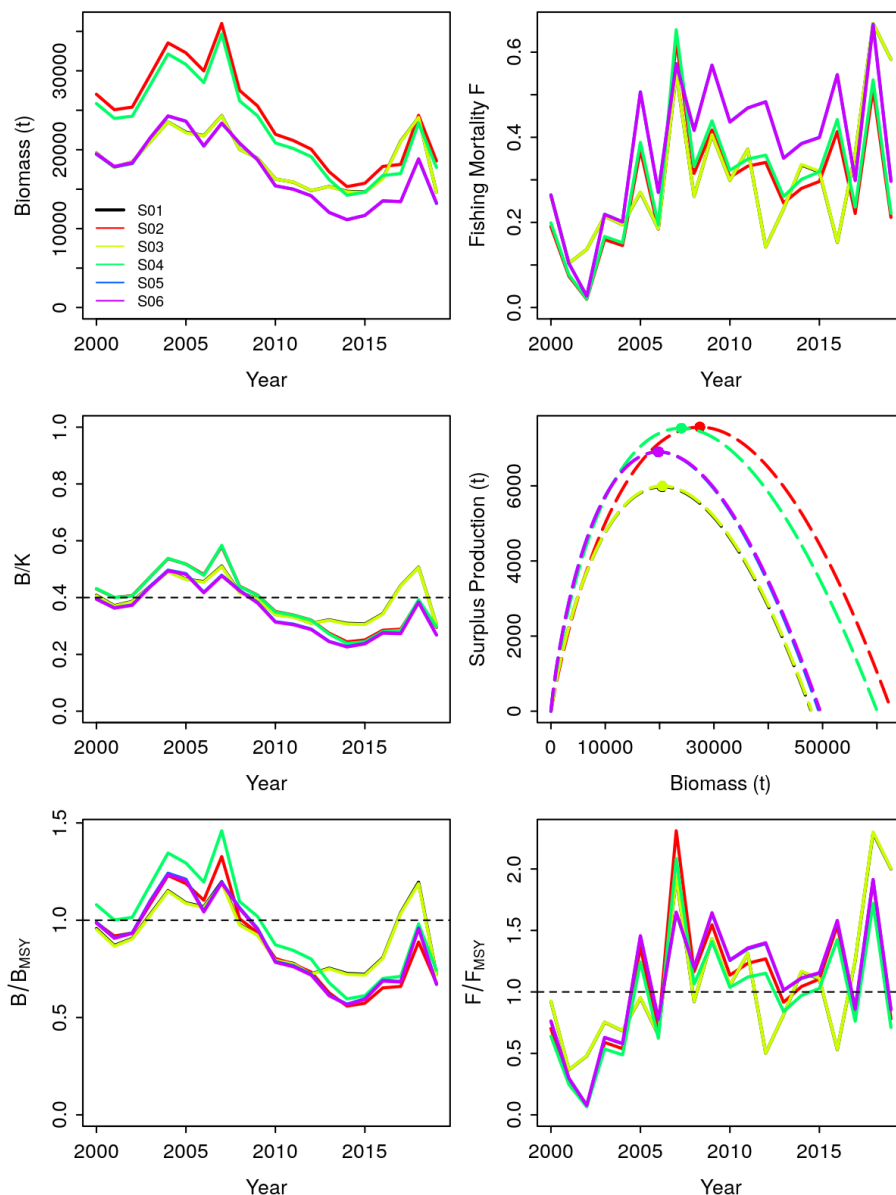


Figura 4: Distribuição das tendências temporais na biomassa, mortalidade por pesca (painéis superiores), B/K e excedente de produção (painéis centrais) e B/B_{MSY} e F/F_{MSY} (painéis inferiores) para cada um dos modelos ajustados.

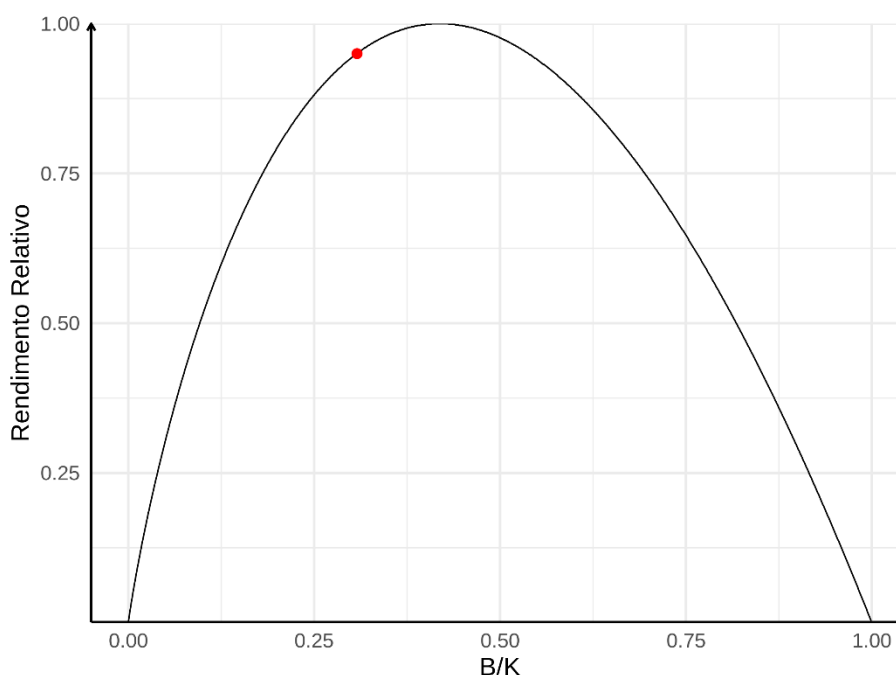


Figura 5: Relação relativa do rendimento máximo sustentável em função do estado atual do estoque. Diagrama de densidade-dependência.

As Figuras de 6 à 11 apresentam os resultados da análise retrospectiva conduzida sobre 8 (oito) anos consecutivos para cada um dos 6 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. Além disso, também foi observado que para os modelos S04 a S06 (com o parâmetro m fixo), a análise retrospectiva pareceu ser mais consistente. 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 (*vide* Tabela 4 para contraste).

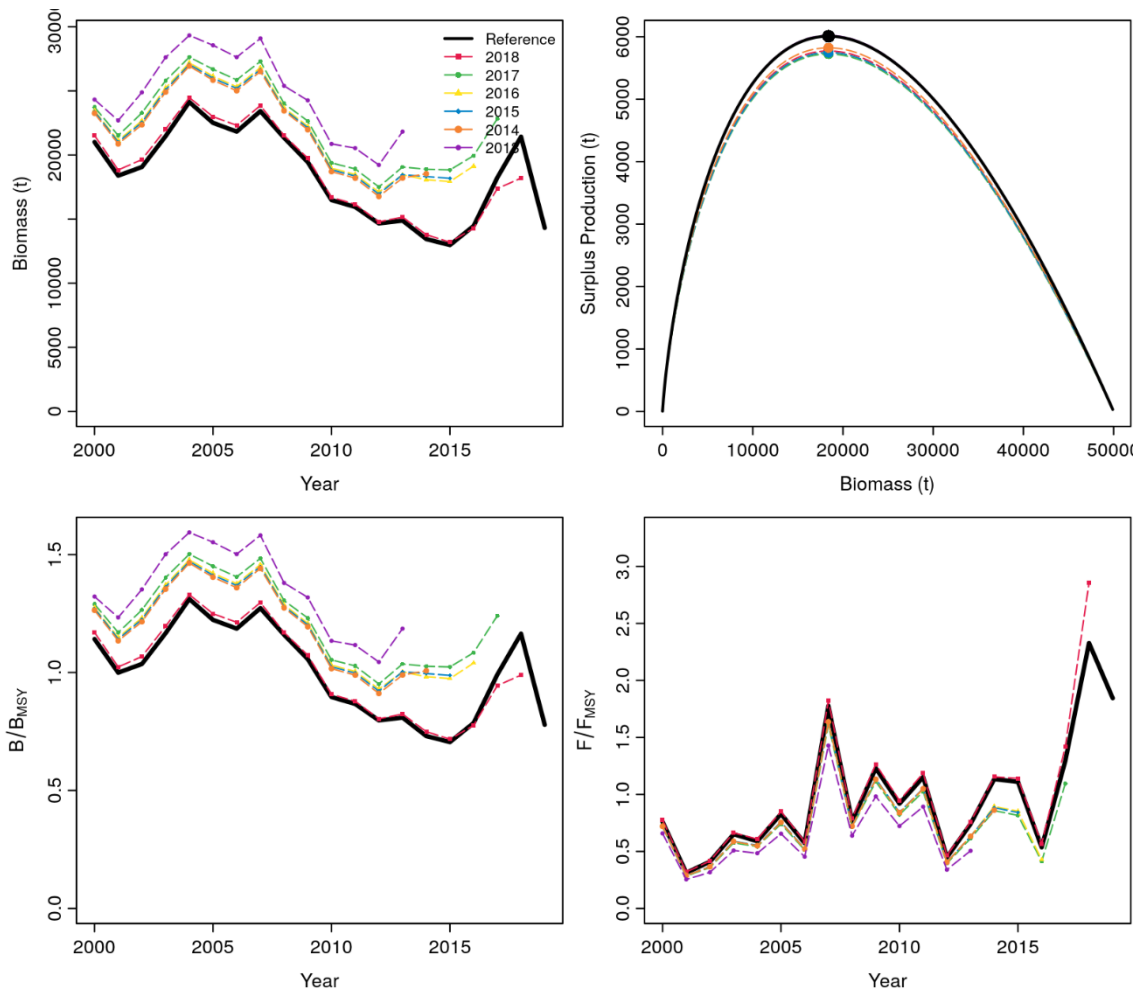


Figura 6: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B_{MSY} e F/F_{MSY} - Cenário S01.

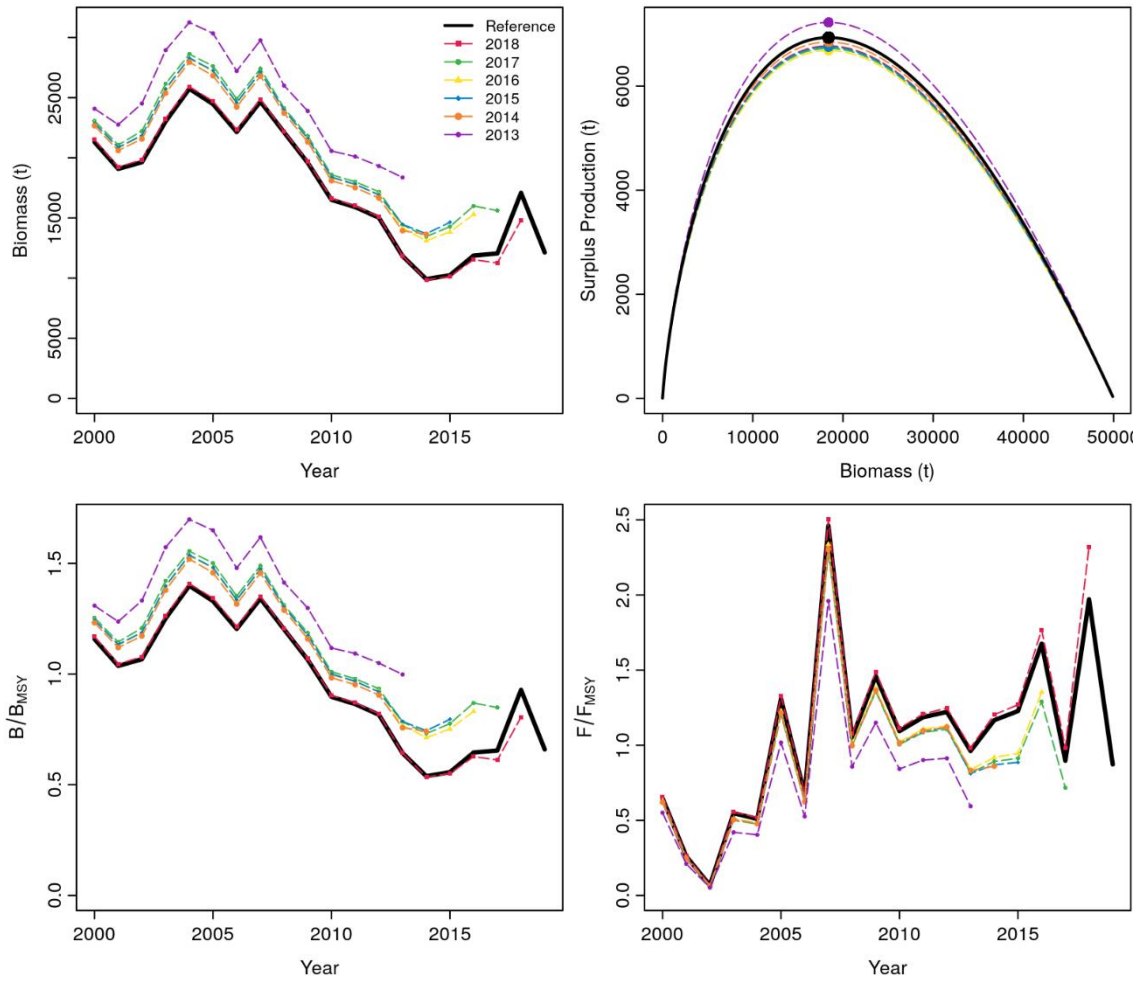


Figura 7: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B_{MSY} e F/F_{MSY} - Cenário S02.

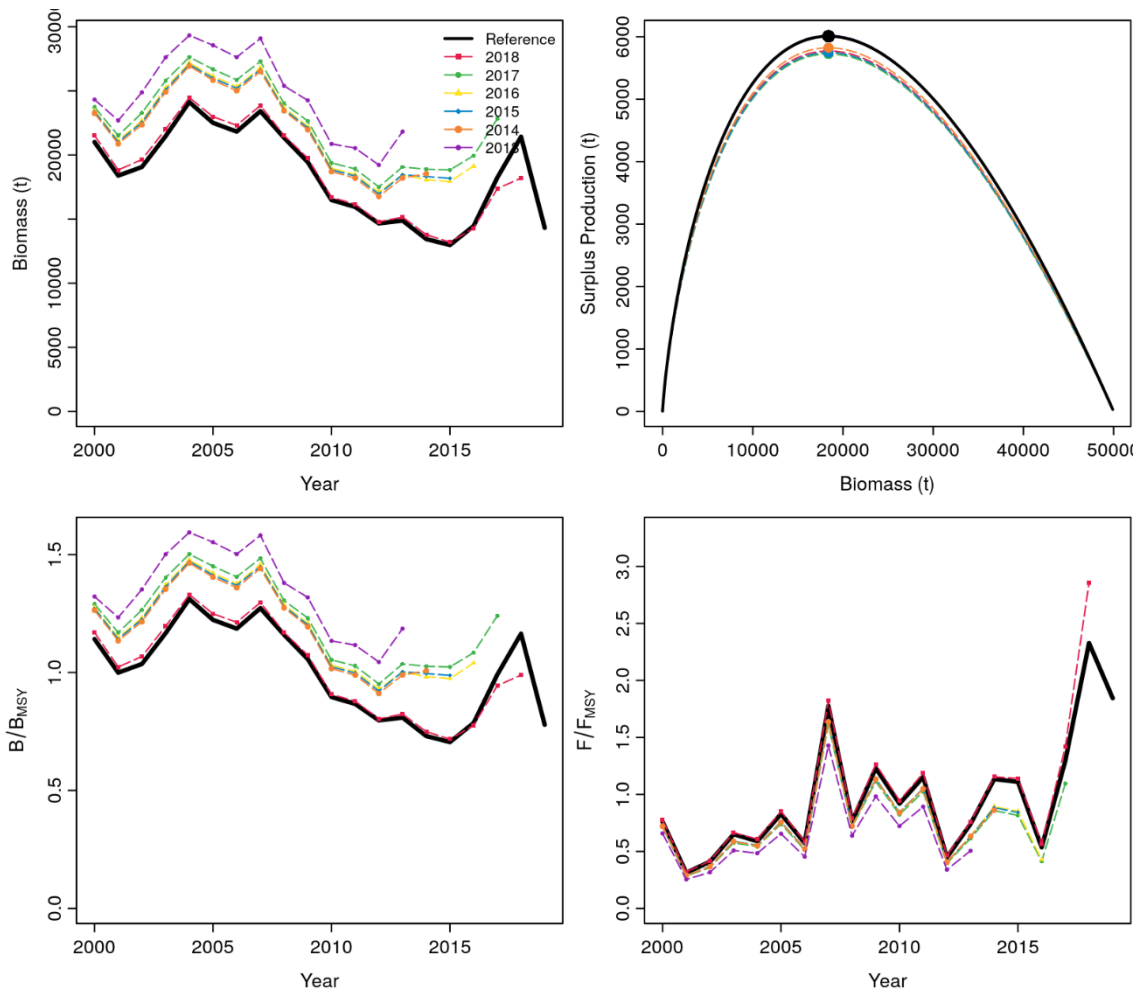


Figura 8: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B_{MSY} e F/F_{MSY} - Cenário S03.

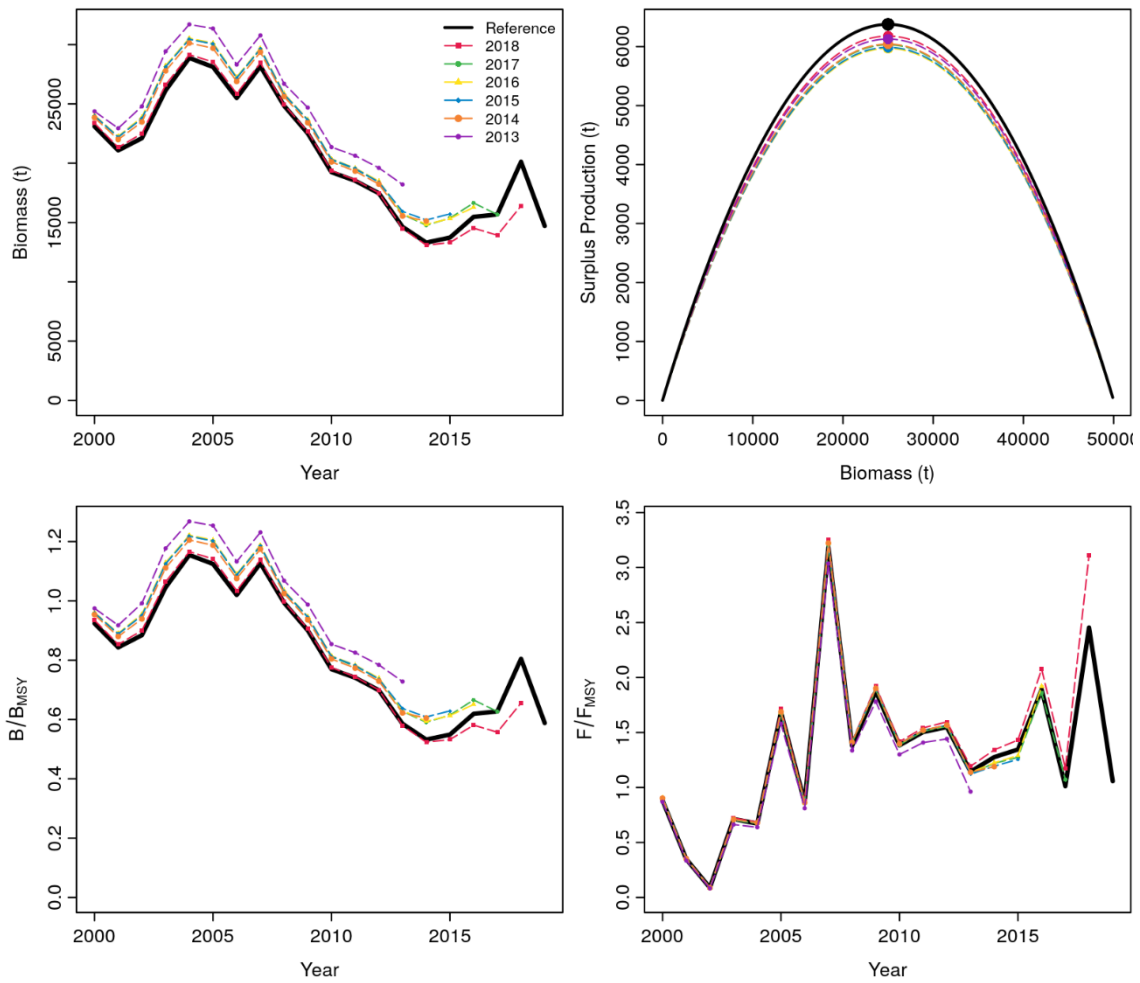


Figura 9: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B_{MSY} e F/F_{MSY} - Cenário S04.

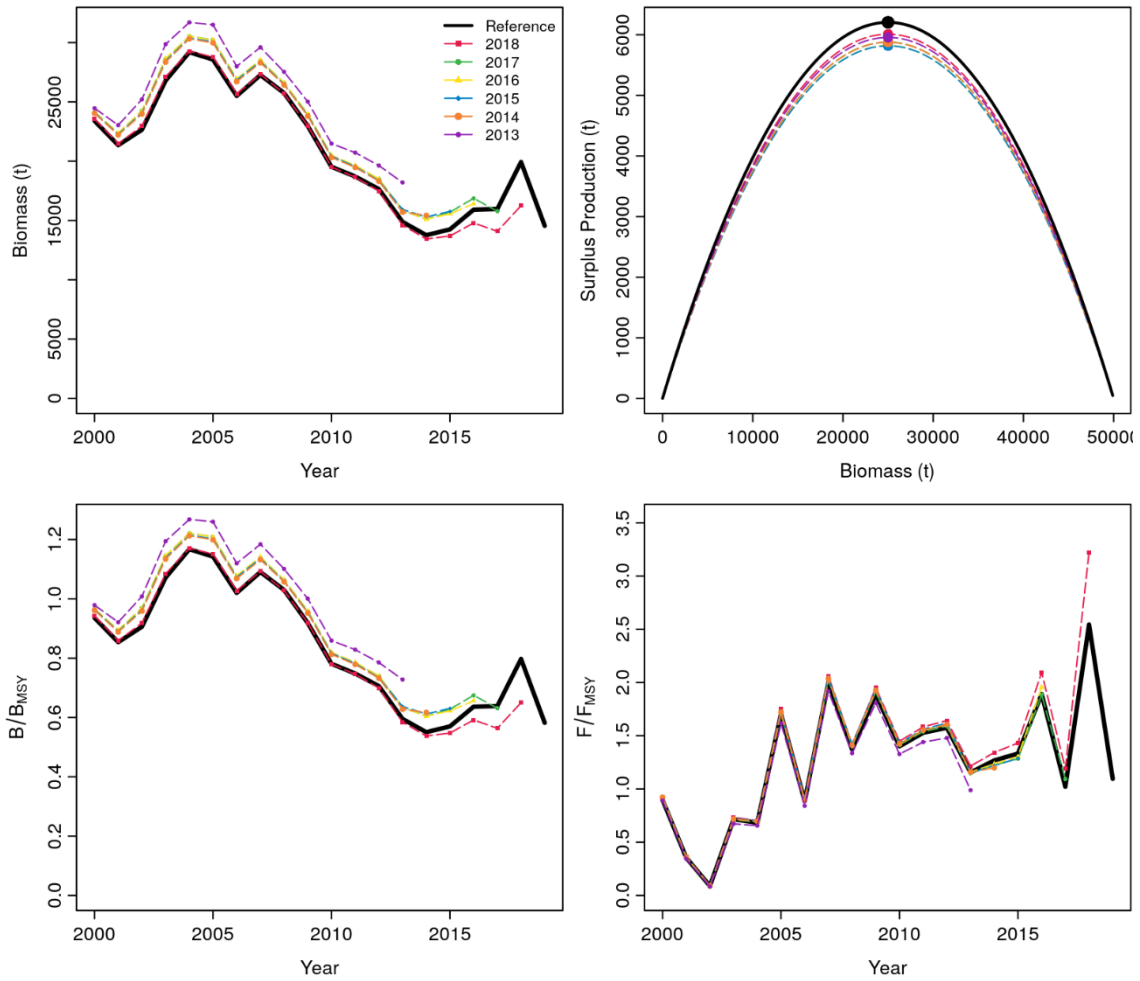


Figura 10: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B_{MSY} e F/F_{MSY} - Cenário S05.

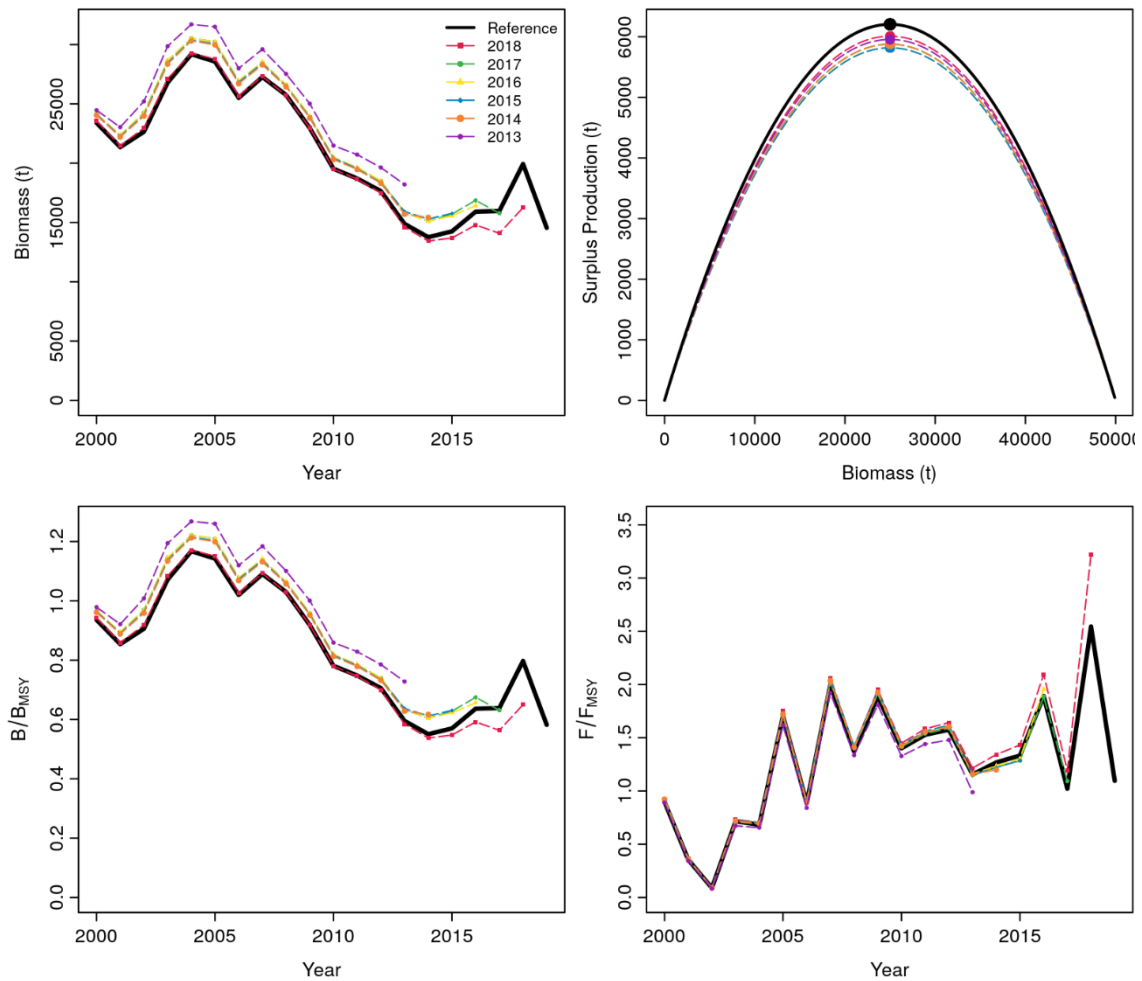


Figura 11: Análise retrospectiva para a biomassa do estoque, para o excedente de produção, para o B/B_{MSY} e F/F_{MSY} - Cenário S06.

4.4. Estado do Estoque e Opções de Manejo

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

- 1) a determinação do estado atual da biomassa B_{2019} em relação a capacidade de suporte K (B_{2019}/K) e em relação a biomassa que produz o máximo rendimento sustentável (B_{2019}/B_{MSY});
- 2) a determinação do Rendimento Máximo Sustentável (MSY) e, a partir dele o maior rendimento sustentável para a biomassa corrente B_{2019} 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 todos os cenários e as suas respectivas distribuições posteriores para cada um dos seus parâmetros foram integrados em distribuições posteriores mistas/conjuntas únicas, permitindo assim um processo de decisão que incorpora também as incertezas entre os cenários avaliados.

A biomassa estimada para 2019 (B_{2019}) corresponde à, aproximadamente, 30% da biomassa virgem (K) e a, praticamente, 70% 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 5. Com base na integração dos 6 cenários, pode-se observar que o excedente de produção encontra-se à 95%, em média, do MSY para a atual condição do estoque ($\approx 30\%$ de K). Assim, a estimativa do $MSY_{95\%} = 0,95 * MSY$, 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 $MSY_{95\%}$ cuja distribuição posterior pode ser observada na Figura 12.

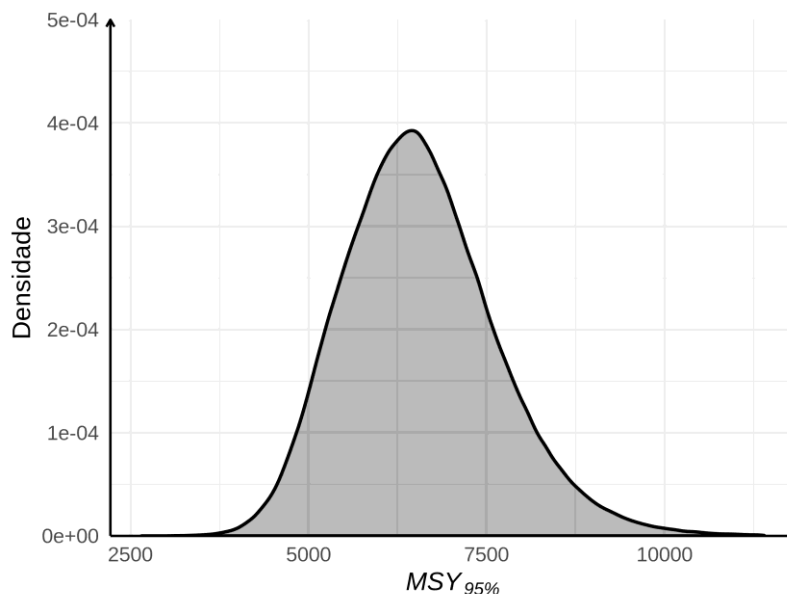


Figura 12: Distribuição posterior integrada / mista dos $MSY's_{95\%}$ estimados para todos os cenários avaliados neste trabalho.

O gráfico de Kobe (Figura 13) mostra a distribuição posterior integrada dos parâmetros B_{2019}/B_{MSY} e F_{2019}/F_{MSY} , que, sob condições ótimas, deveriam estar ambos próximos de 1. A região mais crítica (em coloração vermelha) se caracteriza por $B_{2019}/B_{MSY} < 1$ e $F_{2019}/F_{MSY} > 1$ (traduzindo: o estoque está sobrepescado, com sua biomassa abaixo do sustentável e há um esforço de pesca relativamente maior do que a pescaria suporta). De acordo com as análises integradas para os seis cenários, a probabilidade de que a pescaria se encontre neste quadrante é superior a 47% 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 $B_{2019}/B_{MSY} < 1$ (quadrantes vermelho e amarelo), pode-se avaliar melhor as incertezas em torno do parâmetro estimado, com isto, tem-se 81,6% de chances do estoque estar com sua biomassa abaixo do rendimento sustentável. E, integrando as probabilidades de $F_{2019}/F_{MSY} > 1$, tem-se 51,8% do esforço estar acima do sustentável para o estoque.

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 ($msy_{95\%}$), reservando $MSY_{95\%}$, com letras maiúsculas, para indicar a estimativa pontual extraída desta distribuição posterior (usualmente a mediana ou a média são utilizadas como $MSY_{95\%}$). De posse da distribuição posterior para possíveis valores $msy_{95\%}$, recomenda-se escolher para o LCA um valor que respeite uma zona tampão em relação ao valor fixado como $MSY_{95\%}$ 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 $msy_{95\%}$ 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 4.481 t, que fica abaixo do LBA de 5.974 t e este, por sua vez,

abaixo do $MSY_{95\%}$ estimado em 6.567 t (valor médio da distribuição posterior) (Figura 14).

Para entender os argumentos do parágrafo acima é importante destacar que, quando apresentada a distribuição posterior do $msy_{95\%}$, 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., $MSY_{95\%} = 6.567$ 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 $L(Z) = E[(msy_{95\%} - Z)^2]$ para algum Z escolhido entre todos os possíveis valores plausíveis de $msy_{95\%}$. Ou seja, a escolha de $Z = MSY_{95\%}$ 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 $MSY_{95\%}$. Para isso, a função de perda é modificada tornando-se assimétrica de forma que continua sendo $L_k(Z) = (msy_{95\%} - Z)^2$ somente se $Z < MSY_{95\%}$ e passando a ser $L_k(Z) = k*(msy_{95\%} - Z)^2$ 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 15 o valor do percentil (eixo das ordenadas) em função de valores crescentes de k para a distribuição posterior mista de $msy_{95\%}$. Verifica-se que o percentil 30% utilizado neste trabalho para definir $Z = LBA$, corresponde a $k = 4,39$. Isto equivale a dizer que o LBA, de fato, corresponde a uma estimativa conservadora de $MSY_{95\%}$ utilizando a função penalizada assimétrica em que um eventual erro de sobre-estimativa no $MSY_{95\%}$ será penalizado 4,39 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.

Na Figura 16 pode-se observar o comportamento da biomassa do estoque em função da sua capacidade suporte (B/K) projetada para os próximos 15 anos assumindo o *status* atual estimado nesta avaliação. Para estas projeções foram construídos 6

cenários distintos de Cota de Captura Anual (CCA), sendo eles: (a) CCA = 0; (b) CCA = 2.000 t; (c) 4.000 t; (d) 6.000 t; (e) 8.000 t, e; (f) 10.000 t. Os cenários estruturados sobre CCA's menores que 4.000 t/ano indicam uma provável recuperação da biomassa do estoque para os anos seguintes. Tendo como principais diferenças entre os cenários pertencentes à este grupo (i) a velocidade da resposta de recuperação média do estoque; (ii) a probabilidade de apresentar uma recuperação, e; (iii) a estabilização do *status* do estoque ao final do período de projeção. Em contrapartida, os cenários baseados em CCA's maiores que 4.000 t/ano apresentam comportamentos completamente distintos dos anteriores, tendo a razão B/K apresentando características mais prováveis de redução e colapso do estoque.

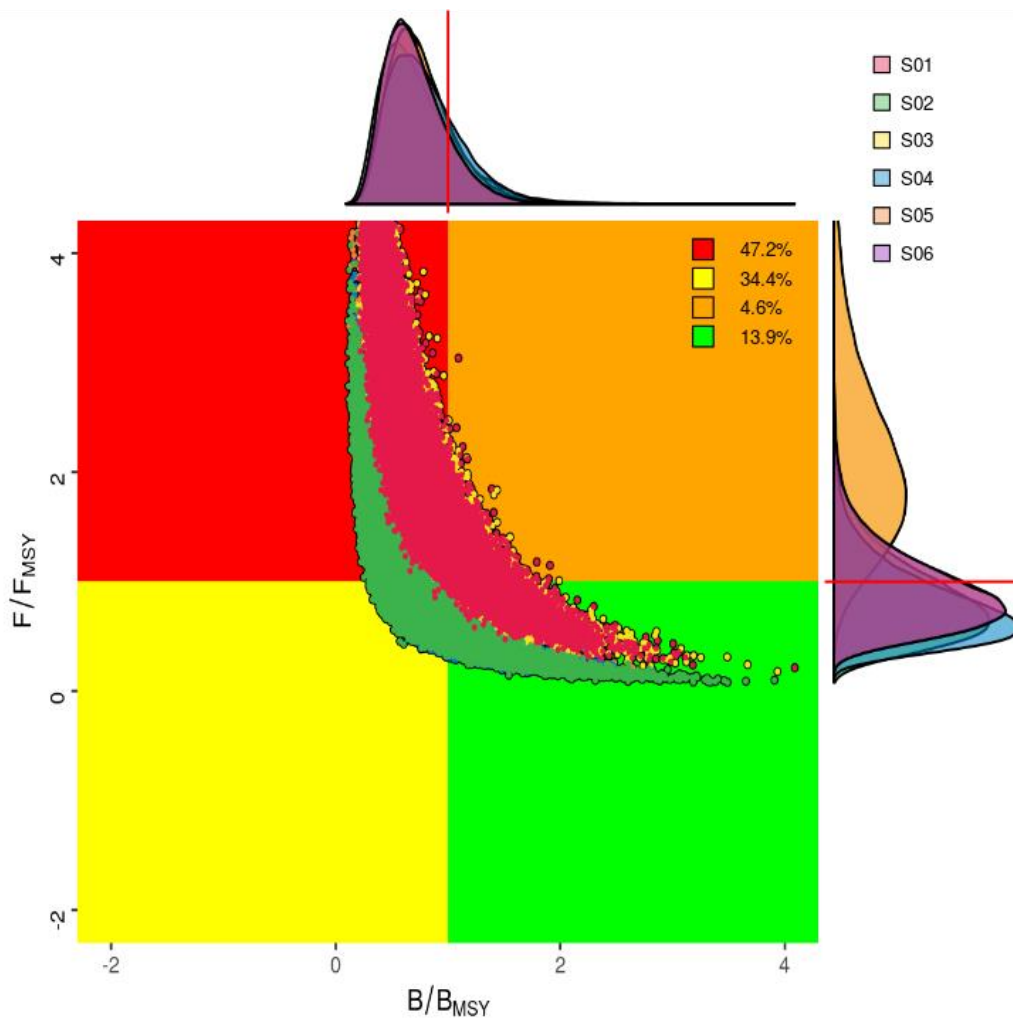


Figura 13: Composição das distribuições posteriores para B/B_{MSY} e do F/F_{MSY} dos cenários ajustados para Tainha.

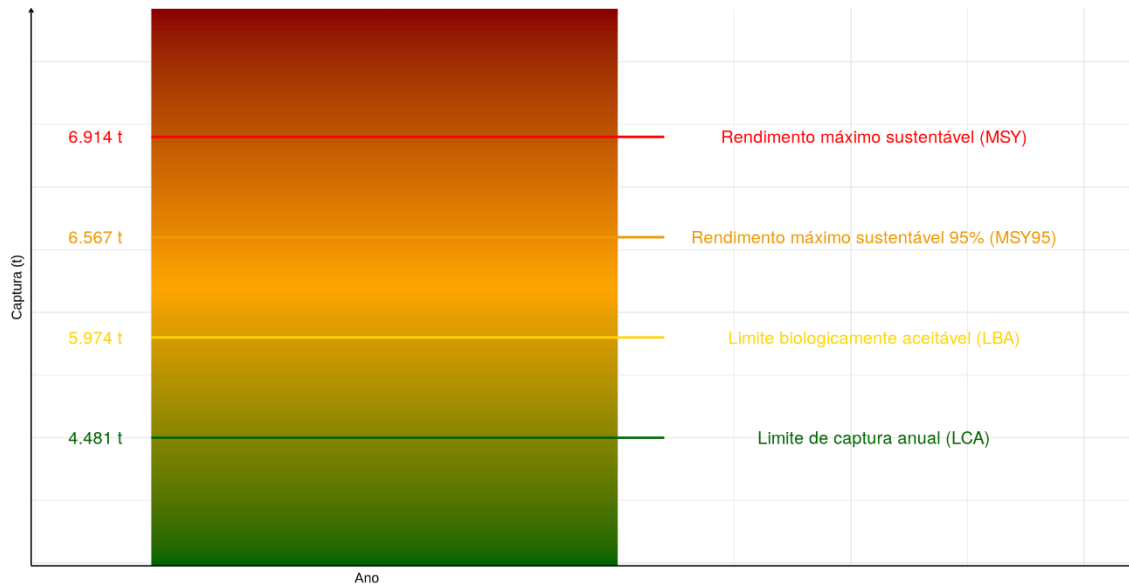


Figura 14: Diagrama de decisão para determinação do Limite de Captura Anual (LCA).

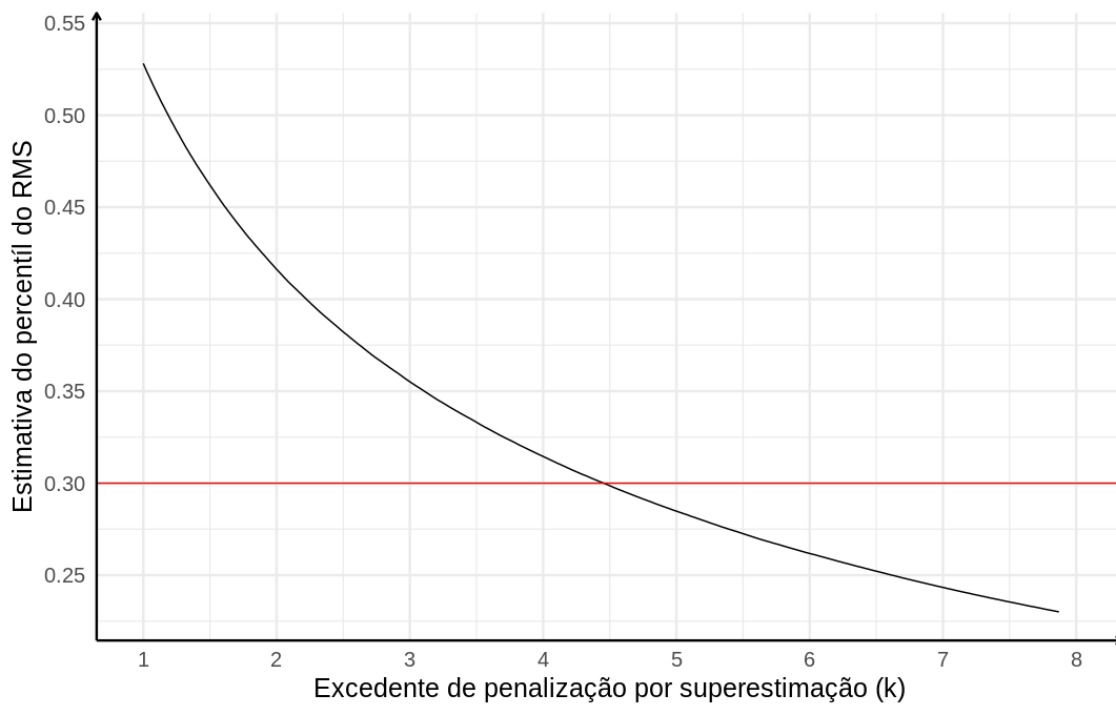


Figura 15: Decaimento da estimativa do percentil do MSY em função do excedente de penalização por superestimação do K proposto.

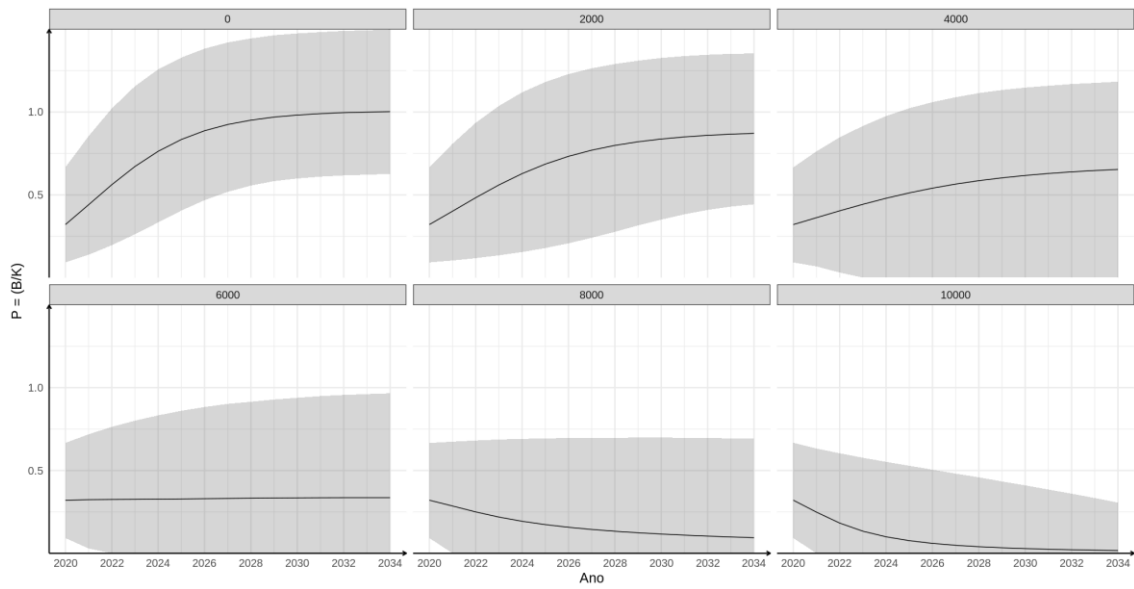


Figura 166: Projeções do status do estoque (B/K) para os próximos 15 anos em função de diferentes cenários de captura.

5. Conclusão

- A condição atual do estoque de tainha é de **sobrepescado** (biomassa relativamente menor que o necessário para manutenção do estoque) com evidências de que o estoque vem sofrendo **sobrepesca** (taxas de exploração por pesca relativamente maiores do que o estoque pode suportar);
- A proporção da biomassa do estoque em 2019 está em torno dos 30% em relação a sua capacidade suporte (K) e a biomassa atual encontra-se à 70% da biomassa que permitiria gerar o máximo excedente, MSY ;
- O rendimento máximo sustentável (MSY) estimado para o estoque foi de 6.914 t. O rendimento possível para o estado atual da biomassa, $MSY_{95\%}$ foi de 6.567 t;
- o Limite Biologicamente Aceitável LBA foi de 5.974 t e o Limite de Captura Anual **LCA proposto foi de 4.481 t.**

6. Referências

- Andrade, H.A. 2015. ***Stock assessment of the red spiny lobster (*Panulirus argus*) caught in the tropical southwestern Atlantic.*** Lat. Am. J. Aquat. Res., 43(1): 201 – 214.
- Andrade, H.A. & Kinas, P.G. 2007. ***Decision analysis on the introduction of a new fishing fleet for skipjack tuna in the southwest Atlantic.*** PanamJas, 2(2): 131 – 148.
- Andrade, H.A. & Kinas, P.G. 2008. ***Inferência em ecologia: conceitos e um exemplo. Atlântica.*** 30(2): 414 – 423.
- 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.
- Collie, J.S; Louis W Botsford, L.W.; Hastings, A.; Kaplan, I.C.; Largier, J.L.; Livingston, P.A.; Plaganyi, E.; Kenneth A Rose, K.A; Wells, B.K.; Werner, F.E. 2016. ***Ecosystem models for fisheries management: finding the sweet pot.*** Fish Fish. 17: 101 – 125.
<http://dx.doi.org/10.1111/faf.12093>
- Froese, R.; Denirel, N.; Coro, G.; Kleisner, K.M.; Winker, H. 2016. ***Estimating fisheries reference points from catch and resilience.*** Fish Fish. 18: 506 – 526.
<http://dx.doi.org/10.1111/faf.12190>.
- 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.*** Fisheries Research. 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. & Walters, C. J. 1992. *Quantitative Fisheries Stock Assessment: choice, dynamics and uncertainty*. New York: Chapman and Hall. 570 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.
- Kinas, P.G. 1996. *Fisheries stock assessment and decision making using adaptive importance sampling*. Can. J. Fish. Aquat. Sci. 53: 414 – 423.
- 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.; 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*. Journal of Fish Biology. 85: 671-687.
- 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.
- Ludwig, D. and Walters, C. J. 1985. *Are age structured models appropriate for catch-effort data?* Can. J. Fish. Aquat. Sci. 42:1066-1072.
- 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.
- Mai A.C.G., Miño C.I., Marins L.F.F., et al. 2014. *Microsatellite variation and genetic structuring in Mugil liza (teleostei: Mugilidae) populations from Argentina and Brazil*. Est. Coast. Shelf Sci. 149: 80-86.

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.

McAllister, M.K.; Pikitch, E.K.; Babcock, E.A. 2001. *Using demographic methods to construct bayesian priors for the intrinsic rate of increase in the Shaefer model and implications for stock rebuilding*. Can. J. Fish. Aqua. Sci. 58:1871 – 1890.

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. de.; 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.

Pina, J. V. de. & Chaves, P. de. T. 2005. *A pesca da tainha e parati na Baía de Guaratuba, Paraná, Brasil*. Acta Biológica Paranaense 34, 103-113.

Pella, J. J. & Tomlinson, P. K. 1969. *A generalized stock production model*. Inter-American Tropical Tuna Commission Bulletin, 13(3): 416-497.

Plummer M. 2013. *rjags: Bayesian graphical models using MCMC*. R package version 3.10. <http://CRAN.R-project.org/package=rjags>.

Punt, A. E. 2003. *Extending production models to include process error in the population dynamics*. Can. J. Fish. Aquat. Sci., 60:1217-1228.

R Core Team. 2019. *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

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.

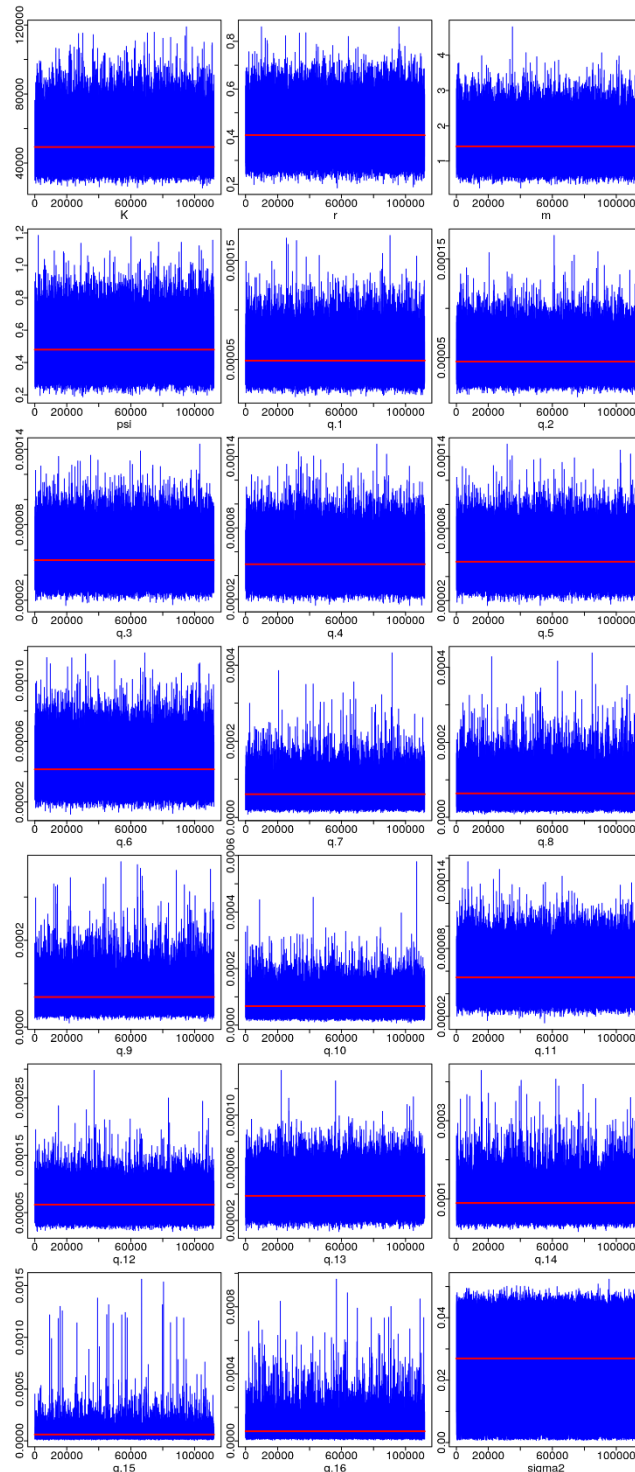
Sant'Ana, R.; Kinas, P. G.; Miranda, L. V.; Schwingel, P. R.; Castello, J. P. & Vieira, J. P. 2017. *Bayesian state space models with multiple CPUE data: the case of a mullet fishery*. Scientia Marina, 81(3): 361-370. doi: <http://dx.doi.org/10.3989/scimar.04461.11A>.

Sant'Ana, R; Kinas, P. G. 2018. *Avaliação do estoque da Tainha (Mugil liza): atualização do status do estoque sul*. Relatório de Pesquisa – Oceana Brasil.

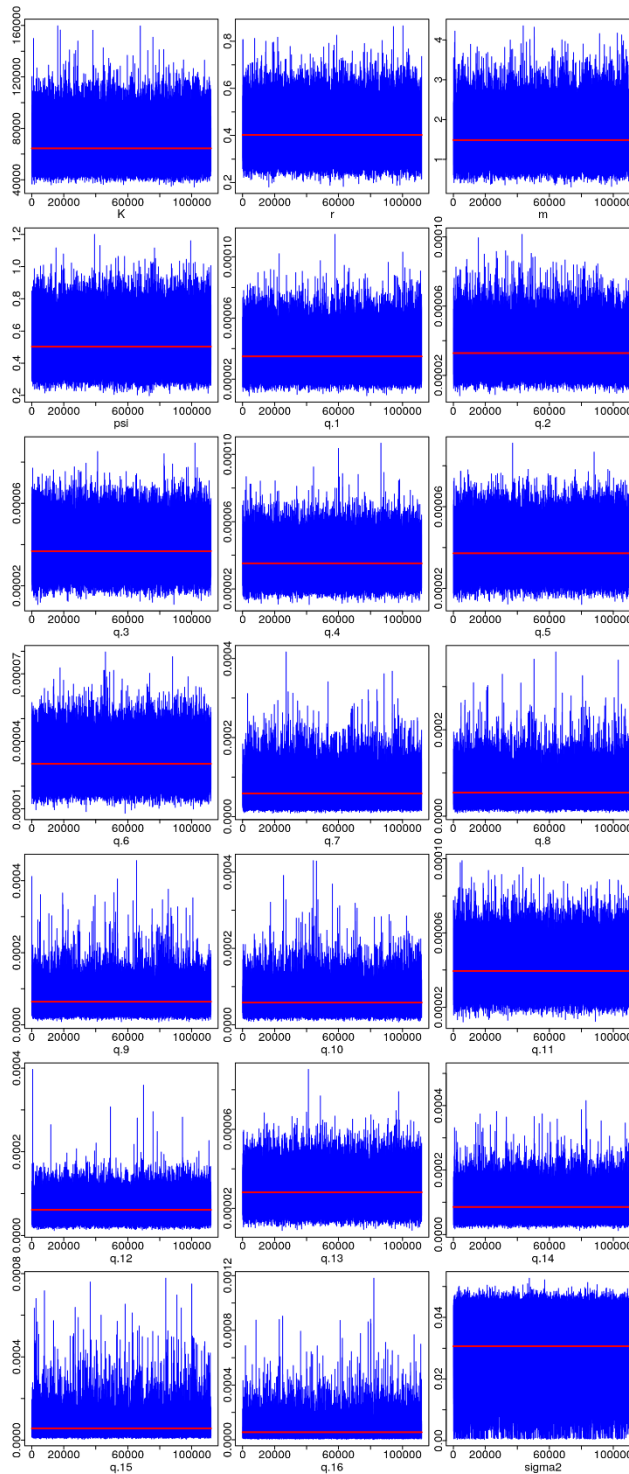
Seckendorff, R. W. V. & Azevedo, V. G. 2007. *Abordagem histórica da pesca da tainha (Mugil liza) e do parati (Mugil curema) (Perciformes: Mugilidae) no litoral norte do Estado de São Paulo*. Séries Relatórios Técnicos. Instituto de Pesca de São Paulo, São Paulo, n. 28.

Sparre, P. and Venema, S. C. 1997. *Introdução à avaliação de mananciais de peixes tropicais*. FAO Documento Técnico sobre as Pescas, 306/1. Roma: FAO.

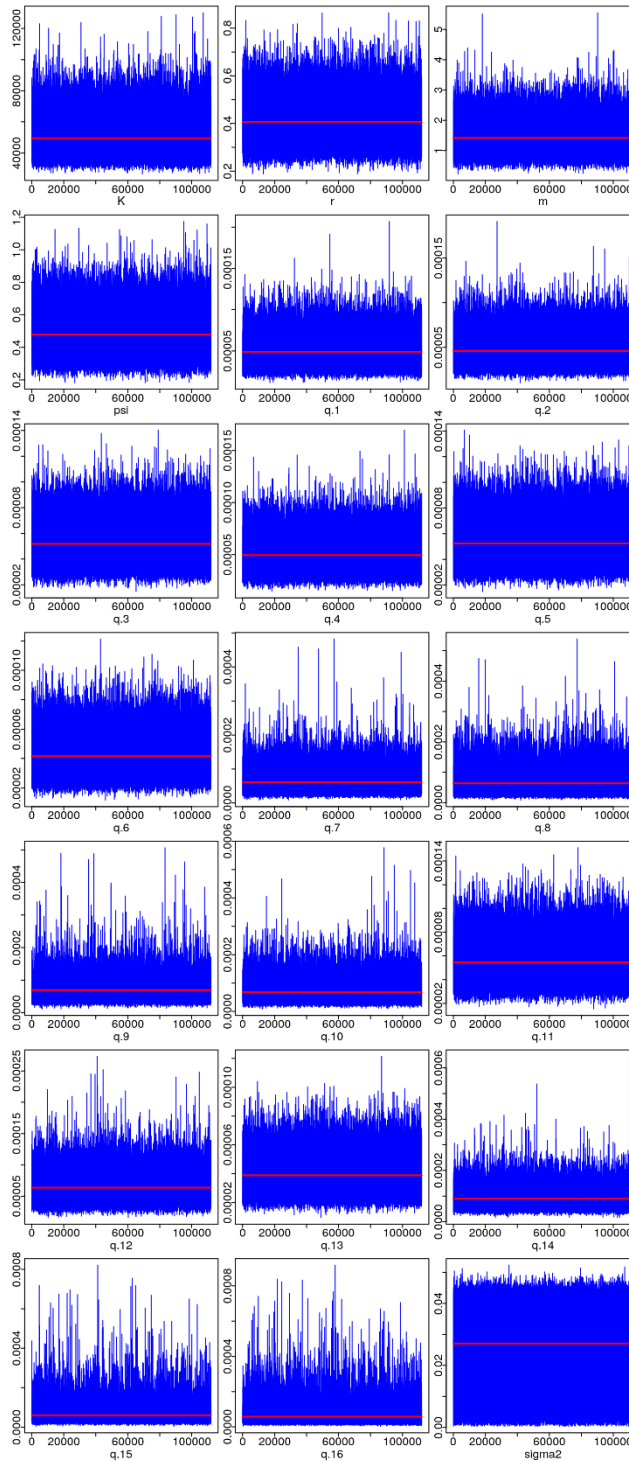
7. Anexos



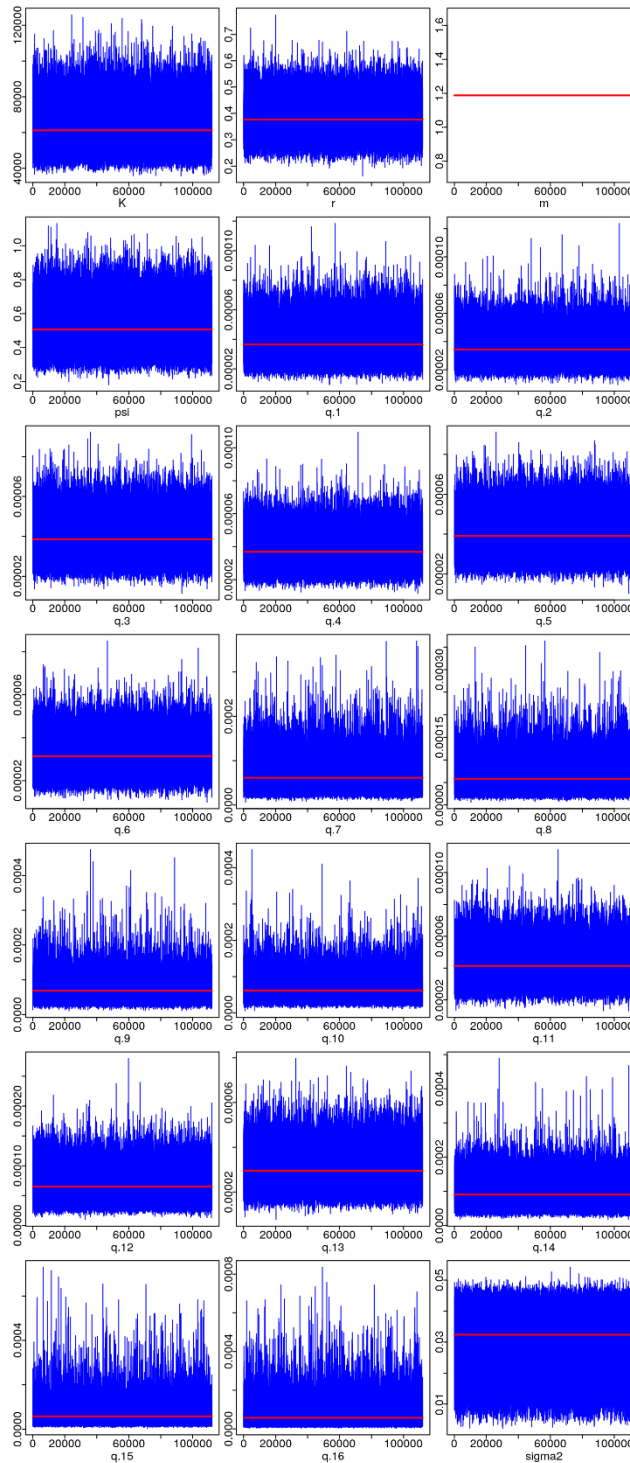
Anexo 01: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 01.



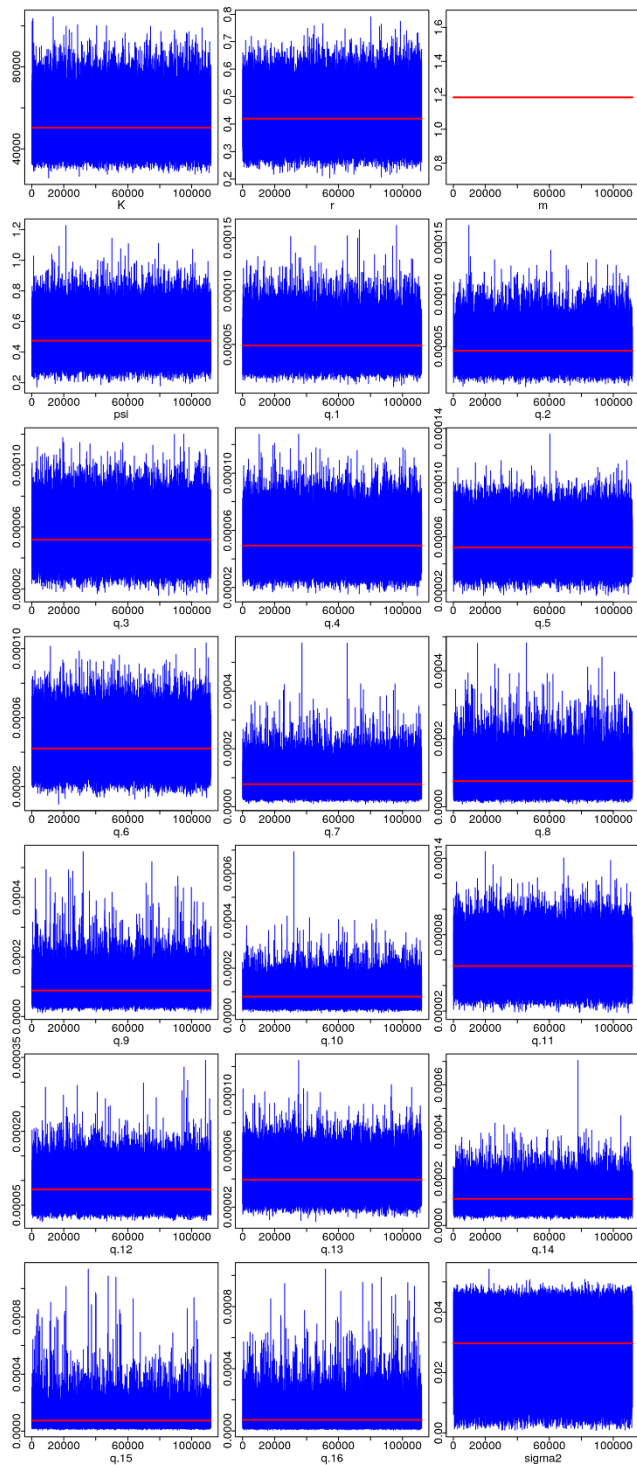
Anexo 02: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 02.



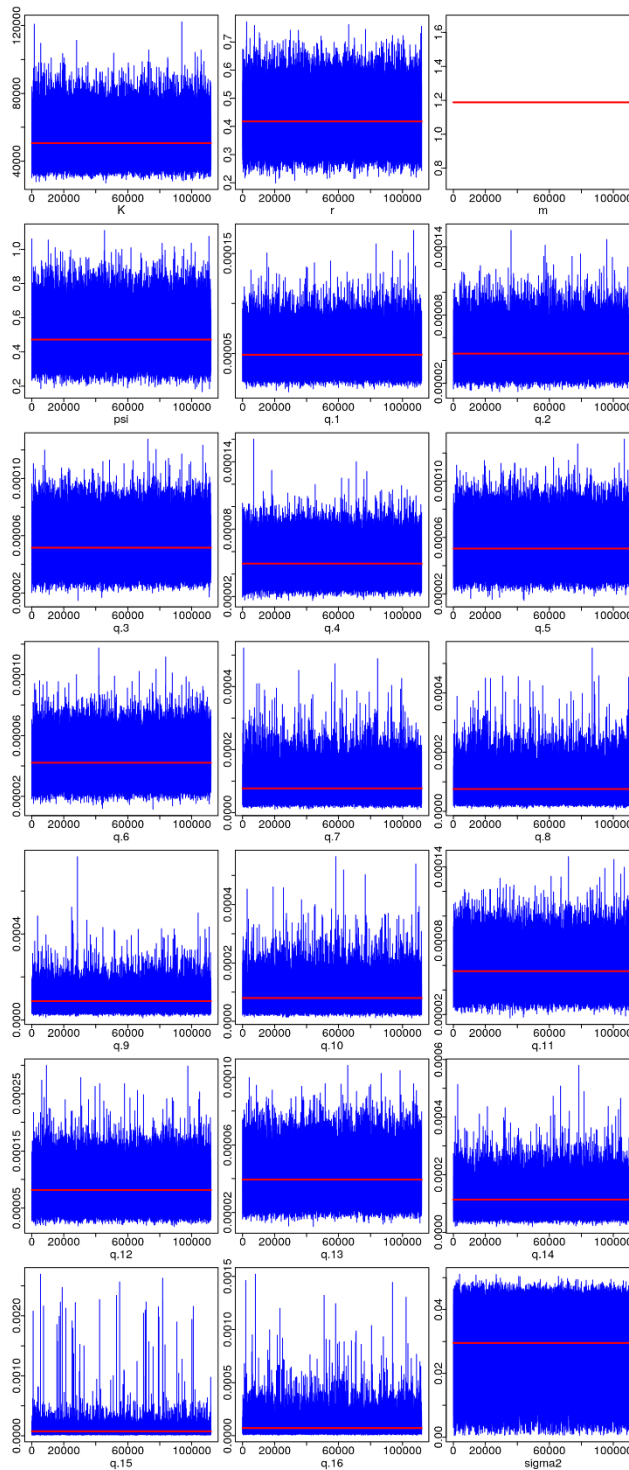
Anexo 03: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 03.



Anexo 04: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 04.



Anexo 05: Diagnóstico gráfico para avaliação da convergência de cadeias MCMC para o modelo de excedente de produção Bayesiano ajustado ao Cenário 05.



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