

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

RODRIGO SANT'ANA

Pesquisador/Consultor

rsantana@univali.br

PAUL GERHARD KINAS

Pesquisador/Consultor

paulkinas@furg.br

Trabalho de consultoria - OCEANA Brasil - Termo de Referência n. 032-2015

Resumo

*A tainha (*Mugil liza*) é um importante recurso pesqueiro das regiões Sudeste e Sul do Brasil. Na pesca artesanal detêm um tradicional valor sócio-cultural e na pesca industrial é uma pescaria atraente devido ao alto valor econômico das gônadas mercado externo. Por ser uma espécie catádroma, concentra seu período reprodutivo entre abril e junho, formando altas agregações populacionais que atraem e facilitam a pesca. Por tratar-se de um único estoque compartilhado por muitas pescarias ao longo da costa, que tem produção de estatísticas de captura e de esforço coletadas localmente, é importante integrar todas essas informações em uma estrutura única. Além disso, a temperatura superficial do mar (SST) funciona como gatilho para provocar as agregação com fins reprodutivos e sua localização espacial. Para integrar todos esses elementos, um modelo hierárquico de dinâmica de biomassa foi implementado. Neste modelo, todas as séries de captura por unidade de esforço (CPUE), dados oceanográficos de SST e as estatísticas de captura total de 2000 até 2015 são integradas em uma estrutura única para modelar a evolução de biomassa ao longo do tempo. O modelo estatístico proposto foi analisado em uma estrutura Bayesiana por meio da construção de distribuições posteriores para parâmetros e pontos de referência. Os resultados, apesar de níveis elevados de incerteza associados aos parâmetros estimados, indicam uma evolução consistente na direção de uma exploração insustentável, se os atuais níveis de exploração forem mantidos inalterados.*

1. CONTEXTUALIZAÇÃO

A tainha (*Mugil liza*) tem sido um importante recurso pesqueiro das Regiões Sudeste e Sul do Brasil (Seckendorff & Azevedo, 2007). O grande interesse por este recurso provém tanto da pesca industrial, vinculado ao alto valor econômico das gônadas no mercado externo, quanto pela pesca artesanal, direcionada a atender diretamente as demandas do mercado interno (Vieira, 1991; Pina & Chaves, 2005; Miranda et al., 2006).

Por se tratar de uma espécie catádroma, com período reprodutivo concentrado nos meses de outono e inverno (Abril a Junho), o esforço pesqueiro tanto artesanal quanto industrial, é intensificado justamente sobre a alta agregação populacional neste período (Garbin et al., 2014; Lemos et al., 2014).

Segundo Lemos et al. (2014), existem condições ambientais que favorecem as agregações reprodutivas deste estoque, que funcionam como um gatilho, determinando a saída do recurso do ambiente estuarino para regiões costeiras, e ainda, influenciando o deslocamento da agregação do estoque ao longo da costa Sudeste e Sul do país. Os autores ainda relatam que este padrão de migração está vinculado à faixas ótimas de temperaturas superficiais da água do mar em torno de 20°C. Este tipo de gatilho é bastante comum em outras espécies da família mugilidae (Anderson, 1957; Moore, 1974; Ibáñez-Aguirre & Gutierrez, 2004).

Estas características biológicas alinhadas com o fato de se tratar de um estoque pesqueiro compartilhado entre Brasil e Argentina, resultam em um cenário complexo para a sua gestão sustentável. Outro desafio importante a ser considerado é a falta de coletas rotineiras e sistematizadas sobre produção e esforço pesqueiros empregados pelas diversas pescarias direcionadas a este recurso em seus distintos momentos de atuação (e.g. pescarias artesanais atuando durante o ano inteiro dentro dos estuários).

Portanto, avaliar a atual situação 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, considerando ainda possíveis efeitos climáticos que nitidamente influenciam a dinâmica desta espécie, parece ser uma estratégia interessante para produzir informações quantitativas relevantes à gestão das pescarias direcionadas a exploração da tainha (*Mugil liza*) no Sudeste e Sul do Brasil.

Neste sentido, o presente trabalho traz uma atualização da avaliação do estoque Sudeste

e Sul de Tainha (*Mugil liza*) considerando como base para análise a aplicação de modelos de dinâmica de biomassa (DB) à luz do enfoque Bayesiano.

2. MODELOS DE DINÂMICA DE BIOMASSA (DB)

2.1. Descrição Geral

Modelos de dinâmica de biomassa (DB) (também chamados de modelos de excedente de produção) são casos especiais de modelos 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, quanto o erro atrelado ao processo observacional (*i.e.* CPUE ou índice de abundância). A abordagem Bayesiana possibilita ainda uma medição direta das incertezas nas estimativas de pontos de referência e nas previsões de biomassas futuras através de distribuições de probabilidade que são de fácil interpretação, o que constitui uma premissa essencial para análises de risco.

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 esforço 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 pode promover melhores estimativas de pontos de referência para o manejo de recursos pesqueiros do que análises baseadas em modelos de idade estruturada mais realistas sob o ponto de vista biológico. Até mesmo quando importantes parâmetros de crescimento e vulnerabilidade já são conhecidos os modelos mais complexos se mostraram menos robustos. Por outro lado, Hilborn (1979) em estudo comparativo com diferentes séries de dados em modelos DB, observou que a falta de contraste na série histórica de esforço de pesca e de abundância do estoque, dificulta obter boas estimativas aumentam suas incertezas.

O menor requerimento de dados para aplicação de modelos DB pode ser considerado um ponto forte em relação aos modelos analíticos que exigem maiores detalhamentos. Modelos

DB dependem apenas de estimativas de rendimentos totais confiáveis (*i.e.* capturas) e/ou de dados de captura por unidade de esforço (índice de abundância) e/ou informações de CPUE e esforço pesqueiro relacionados, todos apresentando uma série temporal consideravelmente longa (*e.g.* escala de tempo em anos) (Sparre & Venema, 1997).

2.2. Modelo de Dinâmica de Biomassa com Covariáveis Ambientais

Os modelos DB aqui propostos, são formulados em uma estrutura espaço-estado e incorporam os erros tanto na dinâmica do processo (*i.e.* biomassa) quanto na componente observacional (*i.e.* CPUE) (*vide* Meyer & Millar (1999)). Utiliza-se nesta análise um modelo com múltiplas séries de CPUE produzidos em pescarias independentes, todas atuando sobre o mesmo estoque de tainha. Este modelo foi originalmente proposto e utilizado para tainha em Sant'Ana et al. (Submetido). Novidades acrescidas a estrutura do modelo observacional exploram possibilidades de modelar variações temporais na eficiência das pescarias (expressas no coeficiente de capturabilidade). Uma capturabilidade maior, quando associada a um mesmo esforço de pesca, expressa maior eficiência do processo de captura. Com a adição de uma covariável ao processo observacional, neste caso, a temperatura superficial da água do mar, o modelo permite que a capturabilidade também se modifique com mudanças em características oceanográficas que funcionariam como proxies para descrever o comportamento de agregação. Com capturabilidade atrelada a temperatura superficial do mar, uma variável conhecidamente relevante para as agregações reprodutivas da tainha, espera-se aperfeiçoar a relação entre capturas e biomassa reduzindo problemas como a hiperestabilidade que distorcem a relação entre CPUE e a abundância de biomassa subjacente. Finalmente, possíveis variações na capturabilidade decorrentes de mudanças na tecnologia de pesca ou nas habilidades dos pescadores, procuram ser captados por meio da estrutura autorregressiva que complementa a modelagem da capturabilidade.

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 (z), conforme proposto por Pella & Tomlinson (1969). Este parâmetro determina a posição da biomassa que produz o máximo excedente de produção sustentável

(B_{RMS}) em relação a $K/2$. Valores $z < 1$ implicam $B_{RMS} < K/2$, com desigualdade invertida quando $z > 1$. Para $z = 1$, o modelo de Pella & Tomlinson (1969) se reduz ao modelo clássico proposto por Schaefer (1957) para o qual $B_{RMS} = K/2$. A assimetria em relação ao modelo (simétrico) de Schaefer (1957), expressa pelo parâmetro z , é uma medida de denso-dependência da população (Chaloupka & Balazs, 2007).

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

A biomassa B foi reparametrizada em função da capacidade suporte K , fazendo com que a biomassa relativa ($P = B/K$) passasse a ser uma fração da capacidade de suporte K , limitada entre 0 e 1 e não mais um valor absoluto de biomassa. Esta reparametrização é computacionalmente conveniente porque melhora a eficiência do algoritmo de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC - Markov Chain Monte Carlo) a ser utilizado para como estimativas dos parâmetros do modelo por meio de distribuições de probabilidades posteriores como exige uma abordagem Bayesiana (Meyer & Millar, 1999; Brodziak & Ishimura, 2011). Também foi incorporada a incerteza associada a esta dinâmica com a variável aleatória w_t seguindo distribuição Gaussiana com média zero e variância σ_w^2 .

Modelo de Pella & Tomlinson reparametrizado.

$$P_t = \left(P_{t-1} + r \cdot P_{t-1} \cdot \left(1 - (P_{t-1})^z\right) - \frac{C_{t-1}}{K} \right) \cdot e^{w_t} \quad (2)$$

A segunda componente dos modelos de dinâmica de biomassa com estrutura espaço-estado (*i.e.* modelo observacional), foi estruturada sobre múltiplas séries de captura por unidade de esforço (CPUE) provenientes de pescarias distintas, embora todas atuando sobre o mesmo estoque. Distinções que se caracterizam em termos de (a) modalidade de pesca utilizada (*i.e.* cerco/traineras e emalhe), (b) áreas de operação sobre o estoque (*i.e.* estuarina ou marinha; porção sul, central ou norte) e (c) magnitude ou classificação de pesca (*i.e.* pesca industrial e artesanal). 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 $q_{t,i} = e^{v_{t,i}}$.

$$I_{t,i} = q_{t,i} \cdot B_t \cdot e^{v_{t,i}} \quad \text{ou} \quad (3)$$

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

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 $\sigma_{v_i}^2$. 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).

Para que seja possível estimar todos os valores $q_{t,i}$, foi inicialmente acrescida uma estrutura autoregressiva de primeira ordem para os logaritmos dos coeficientes de capturabilidade. Isto é, para $t = 1$

$$q_{1,i} = e^{\kappa_{1,i}} \quad (4)$$

e, para $t \geq 2$

$$q_{t,i} = q_{1,i} \cdot q_{t-1,i}^{\phi_i} \quad \text{ou} \quad (5)$$

$$\kappa_{t,i} = \kappa_{1,i} + \phi_i \cdot \kappa_{t-1,i}$$

A incorporação de covariáveis ambientais (no caso, exclusivamente a temperatura superficial do mar SST) é simplesmente somada à estrutura autorregressiva. Isto é, para $t = 1$

$$q_{1,i} = e^{\kappa_{1,i} + \alpha \cdot SST_1 + \beta \cdot SST_1^2} \quad (6)$$

e para $t \geq 2$

$$q_{t,i} = q_{1,i} \cdot q_{t-1,i}^{\phi_i} \cdot e^{\alpha_{t-1,i} \cdot SST_t + \beta \cdot SST_t^2} \quad \text{ou} \quad (7)$$

$$\kappa_{t,i} = \kappa_{1,i} + \phi_i \cdot \kappa_{t-1,i} + \alpha \cdot SST_t + \beta \cdot SST_t^2$$

sendo ϕ_i o parâmetro de autoregressão associado a pescaria i , com α e β os coeficientes de SST e SST^2 , respectivamente. Se $\phi_i = 0$ para todo i e também $\alpha = \beta = 0$, então o modelo se reduz a sua forma convencional com um coeficiente de capturabilidade fixo para cada pescaria ($q_{1,i}$). Se a priori

for imposto apenas $\phi_i = 0$ para todo i , as estruturas autorregressiva são eliminadas, mantendo-se apenas o efeito da covariável oceanográfica sobre o coeficiente de capturabilidade. Similarmente, impondo a priori que $\alpha = \beta = 0$, resulta um modelo contendo apenas as estruturas autorregressivas. Finalmente, a inclusão no modelo completo do termo quadrático SST^2 deve-se a suposição de que exista um ótimo de temperatura dentro da amplitude de temperaturas observadas no período.

2.3. Análise Bayesiana

A análise Bayesiana dos modelos de DB consiste em estimar os seus parâmetros por meio de distribuições de probabilidades denotadas *posteriores* no jargão técnico (Gelman et al., 2004; Kinas & Andrade, 2010). Estas distribuições são obtidas pelo produto da verossimilhança dos dados com a distribuição de probabilidade prévia (*priori*) por intermédio do Teorema de Bayes. As distribuição de probabilidade priori expressa conhecimento prévio sobre os parâmetros a serem estimados. Parâmetros para os quais inexisteste este conhecimento prévio, distribuições de probabilidade vagas (praticamente nãoinformativas) são utilizadas. As diferenças entre a abordagem Bayesiana e a estatística frequentista convencional, bem como as reconhecidas vantagens daquela, estão disponíveis na literatura técnica da área (Kruschke, 2010; Wakefield, 2013; Kruschke, 2014; Korner-Nievergelt et al., 2015) e não serão elaboradas aqui. Importante é destacar que as posteriores são a expressão completa das informações e incertezas nas estimativas, à luz de todo o conhecimento disponível no momento da inferência, incluindo os dados mas não restringindo-se exclusivamente a eles. Outras informações relevantes mas externas aos dados estão incorporadas por via da distribuição priori.

O modelo de Pella e Tomlinson para ser ajustado aos dados de CPUE para m pescarias, terá que estimar os parâmetros $P_1, K, r, z, \sigma_{proc}^2$ para a dinâmica da biomassa, e $\phi_i, \sigma_{v_i}^2$ para cada pescaria, além dos coeficientes α e β . No modelo completo isto resulta num total de $5 + 2m + 2$ parâmetros sobre os quais distribuições prioris precisam ser definidas. Além disso, são variáveis latentes (a serem estimados pelo modelo), as biomassas P_t para $t = 2, \dots, T$.

As prioris foram definidas de modo que sejam pouco informativas (*i.e.* prioris vagas) porém tenham uma estrutura matemática conveniente (*e.g.* Gaussianas) 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 probabilidades utilizadas como priors dos parâmetros dos modelos de DB Bayesianos.

Parâmetro	Descrição	Priori
P_1	Biomassa relativa no início da serie histórica	Lognormal(0, σ_{proc}^2)
r	Crescimento populacional intrínseco	Lognormal(0.4, 0.5)
K	Capacidade suporte	Lognormal(10, 0.5)I(15000,)
z	Parâmetro de forma	Uniforme(1, 5)
$q_{1,i}$	Coefficiente de capturabilidade	Uniforme(0, 0.001)
ϕ_i	Parâmetro autoregressivo de ordem 1	Normal(0, 0.001)
α	Coefficiente atrelado à SST	Normal(0, 0.001)
β	Coefficiente atrelado à SST	Normal(0, 0.001)
σ_{proc}^2	Variância do processo	Uniforme(0, 5)
$\sigma_{v_i}^2$	Variância das observações	Uniforme(0, 5)

Pontos de referência biológicos são funções matemáticas definidas a partir dos parâmetros dos modelos DB (Tabela 2); ao aplicar essas funções (conhecidas) à distribuição posterior dos parâmetros, obtêm-se distribuições posteriores marginais como estimativas destes pontos de referência. Similarmente, as previsões de biomassa futura se expressam por distribuições de probabilidades *preditivas*, sendo estas também derivadas das distribuições posteriores dos parâmetros estimados pelo modelo. Cenários de preditivos baseados no modelo “0” serão disponibilizados à OCEANA Brasil através de uma ferramenta interativa desenvolvida para auxiliar os processos de gestão das pescarias engajadas na captura de *Mugil liza* no Sudeste e Sul do Brasil, fornecendo projeções de biomassas futuras com base no modelo proposto e nos dados pesqueiros disponíveis.

Tabela 2: Formulário contendo a exemplificação das funções matemáticas para estimação dos Pontos de Referência Biológicos considerados.

Ponto de Referência	Descrição	Função Matemática
Y_{RMS}	Rendimento máximo sustentável	$F_{RMS} \cdot B_{RMS}$
F_{RMS}	Taxa de exploração sob o RMS	$r \cdot (1 - \frac{1}{z+1})$
B_{RMS}	Biomassa do estoque sob RMS	$K / (z + 1)^{(z-1)}$
F_t	Taxa de exploração no ano t	Y_t / B_t

3. BASES DE DADOS

3.1. Série temporal de captura

Os dados de captura de tainha, estoque Sudeste e Sul, foram compilados de bases e publicações oficiais e não oficiais disponíveis abertamente ou com concessão da instituição mantenedora da informação. Em geral, as informações sobre captura foram provenientes das bases de consulta e acesso *on-line* mantidas pelo Instituto de Pesca de São Paulo (IP-SP), passível de ser acessada no endereço propesq.pesca.sp.gov.br; pelo Grupo de Estudos Pesqueiros da Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI/GEP), com acesso disponível no sítio gep.acad.univali.br; pelo programa de monitoramento do desembarque pesqueiro mantido pelo Laboratório de Estatística Ambiental da Universidade Federal de Rio Grande (FURG/LEA); bem como, de publicações oficiais e não oficiais mantidas pelo Governo Federal (ex. Ministério do Meio Ambiente, Ministério da Pesca e Aquicultura) e órgãos de assistencialismo à atividade pesqueira (*e.g.* Federação dos Pescadores de Santa Catarina).

Todos os dados levantados foram compilados e consolidados em uma base única, contendo uma janela temporal que inicia no ano de 1980 e termina no ano de 2015. No entanto, como o período considerado nos modelos de dinâmica de biomassa se concentrou sobre os anos de 2000 à 2015, na Tabela 3 seguem apresentados apenas esta porção dos rendimentos assinalados nas diferentes bases consultadas, bem como, a consolidação (total capturado) nesta mesma faixa temporal.

Tabela 3: Série temporal das capturas de Tainha (*Mugil liza*), em quilogramas, compiladas entre os anos de 1980 e 2015. PROD 1 - Pesca artesanal de SC - CEPESUL; PROD 2 - Pesca artesanal de SC - FEPESEC; PROD 3 - Pesca artesanal de SC - UNIVALI-GEP/OCEANA; PROD 4 - Pesca artesanal de RS - CEPERG; PROD 5 - Pesca artesanal de RS - FURG-LEA; PROD 6 - Pesca artesanal e industrial de SP - IP/SP; PROD 7 - Pesca industrial de SC - UNIVALI-GEP; PROD 8 - Pesca industrial de RS - CEPERG; PROD 9 - Pesca industrial de SP - IP/SP; PROD 10 - Pesca industrial de RS - FURG-LEA.

Ano	PROD 1	PROD 2	PROD 3	PROD 4	PROD 5	PROD 6	PROD 7	PROD 8	PROD 9	PROD 10	Total
2000	206.000			920.320			2.619.609	1.275.900	118.006		5.139.835
2001	223.000			133.619			946.376	336.414	214.135		1.853.544
2002	239.000			159.598			1.344.120	482.424	298.962		2.524.104
2003		1.074.790		227.762			2.479.216	622.042	98.712		4.502.522
2004		765.988		266.238			2.641.205	555.835	341.080		4.570.346
2005		636.305		453.389			3.115.512	1.705.855	98.996		6.010.057
2006		1.124.036		919.748			1.080.970	658.609	242.760		4.026.123
2007		2.107.455		1.840.252			6.396.590	2.642.400	388.628		13.375.325
2008		493.377		828.311			2.038.124	1.358.148	517.074		5.235.034
2009		1.208.087		450.396			4.121.516	1.696.715	211.140		7.687.854
2010		702.067		294.392			3.308.855	427.572	132.700		4.865.586
2011		617.798		1.319.261			3.043.388	869.501	60.177		5.910.125
2012		425.704					1.573.164		110.747		2.109.615
2013					65.582	371.670	3.097.013			25.600	3.559.865
2014					6.538	367.327	4.334.451			218.711	4.927.027
2015			1.831.920		51.711	288.117	2.102.070			391.780	4.665.598

3.2. Séries temporais de captura por unidade de esforço

Foram compiladas 10 séries temporais com informações de captura por unidade de esforço (CPUE) para a avaliação do estoque Sudeste e Sul de tainha (Tabela 4). As janelas temporais foram distintas para as diferentes séries de CPUE's acessadas. A série de CPUE mais longa inicia no ano de 1998 seguindo ininterrupta até 2015 (série compilada do Sistema ProPesqWEB mantido pelo Instituto de Pesca de São Paulo). As demais séries, em geral, iniciam no ano 2000 e seguem até 2012, com exceção da série de CPUE fornecida pelo Laboratório de Estatística Ambiental da Universidade Federal do Rio Grande que inicia em 2012 e segue até 2015, e a série de CPUE disponibilizada pelo Grupo de Estudos Pesqueiros da Universidade do Vale do Itajaí, que inicia no ano 2000, segue ininterrupta até 2012 e, posteriormente, apresenta novamente informação somente em 2015 (monitoramento da safra da Tainha realizado conjuntamente com a OCEANA Brasil).

Tabela 4: Séries temporais de captura por unidade de esforço de Tainha (*Mugil liza*) compiladas entre os anos de 2000 e 2015. CPUE 1 - Pesca industrial de cerco em t/dias de pesca (UNIVALI/GEP); CPUE 2 - Pesca industrial de cerco em t/viagem (UNIVALI/GEP); CPUE 3 - Pesca costeira de São Paulo em t/viagem (IP-SP); CPUE 4 - Pesca estuarina de São Paulo em t/viagem (IP-SP); CPUE 5 - Pesca costeira da frota de emalhe de São Paulo em t/dias de pesca; CPUE 6 - Pesca estuarina da frota de emalhe de São Paulo em t/dias de pesca; CPUE 7 - Pesca artesanal e industrial do estado de São Paulo em t/viagem (IP-SP); CPUE 8 - Pesca artesanal do Rio Grande do Sul em t/viagem (FURG/LEA); CPUE 9 - Pesca semi-industrial do Rio Grande do Sul em t/viagem (FURG/LEA); CPUE 10 - Pesca industrial de Rio Grande do Sul em t/viagem (FURG/LEA).

Ano	CPUE 1	CPUE 2	CPUE 3	CPUE 4	CPUE 5	CPUE 6	CPUE 7	CPUE 8	CPUE 9	CPUE 10
2000	9.471	12.594	0.037	0.005	0.039	0.028	0.116			
2001	3.209	11.004	0.073	0.004	0.059	0.022	0.136			
2002	1.917	6.654	0.088	0.005	0.020	0.027	0.160			
2003	13.721	16.751	0.030	0.007	0.028	0.029	0.072			
2004	7.491	15.267	0.068	0.009	0.041	0.035	0.139			
2005	4.742	17.405	0.027	0.008	0.029	0.031	0.090			
2006	4.478	8.445	0.052	0.007	0.033	0.037	0.112			
2007	9.951	27.336	0.068	0.005	0.016	0.020	0.142			

Continua na próxima página...

...continuação da página anterior.

Ano	CPUE 1	CPUE 2	CPUE 3	CPUE 4	CPUE 5	CPUE 6	CPUE 7	CPUE 8	CPUE 9	CPUE 10
2008	4.385	13.321	0.099	0.008	0.025	0.029	0.176			
2009	7.586	19.081	0.033	0.004	0.017	0.029	0.078			
2010	11.279	18.383	0.020	0.004	0.017	0.021	0.054			
2011	8.697	25.152	0.014	0.005	0.017	0.018	0.046			
2012	7.798	14.702	0.017	0.004	0.016	0.019	0.049	0.476		
2013							0.050	0.467	2.600	12.800
2014							0.047	0.234		18.226
2015		20.020					0.077	0.198	0.674	26.119

3.3. Séries espaço-temporais de dados climáticos

Os dados ambientais foram extraídos de bases científicas mundialmente conhecidas e de acesso aberto, tais como: EOSDIS (*Earth Observing System Data and Information System*), PO.DAAC (*Physical Oceanography Distributed Active Archive Center*) e NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*).

As bases de dados oceanográficos compilados consistiram em informações sobre a distribuição espacial e temporal de clorofila-A, ventos superficiais oceânicos, correntes oceânicas, salinidade superficial e temperatura superficial da água do mar. As resoluções temporais e espaciais das variáveis descritas acima foram bastante distintas, muitas vezes as bases acessadas apresentavam informações descontínuas e/ou com baixa frequência de dados para área de interesse deste estudo (Tabela 5).

Tabela 5: Descrição da resolução espaço-temporal dos dados climáticos compilados.

Parâmetro	Faixa Temporal	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Satélite
Clorofila-A	1997-2010	0.083 x 0.083	Mensal	OrbView-2
Clorofila-A	2002-2014	0.041 x 0.041	Mensal	Aqua
Vento	1995-2011	0.25 x 0.25	5 dias	REMSS
Vento	2011-2015	1 x 1	Mensal	Aquarius/SAC-D
Vento	1999-2009	1 x 1	Mensal	QuikSCAT
Corrente	1992-2015	0.33 x 0.33	5 dias	Compilação
Salinidade	2011-2015	1 x 1	Mensal	Aqua
Temperatura	1998-2015	1 x 1	Semanal	Aqua

Com as diferenças nas resoluções espaciais das bases climáticas compiladas, bem como, as particularidades nos padrões reprodutivos da Tainha já descritos anteriormente, optou-se por trabalhar com a variável climática “Temperatura superficial da água do mar - (SST)”, considerando apenas os meses de safra da Tainha, o período compreendido entre os anos de 2000 e 2015 e a faixa espacial limitada a região costeira da plataforma continental Sudeste e Sul do Brasil, área compreendida latitudinalmente entre o limite austral do estado de Rio Grande do Sul até o limite Norte do estado de São Paulo. Área esta conhecida ainda como “corredor da Tainha” (Figura 1).

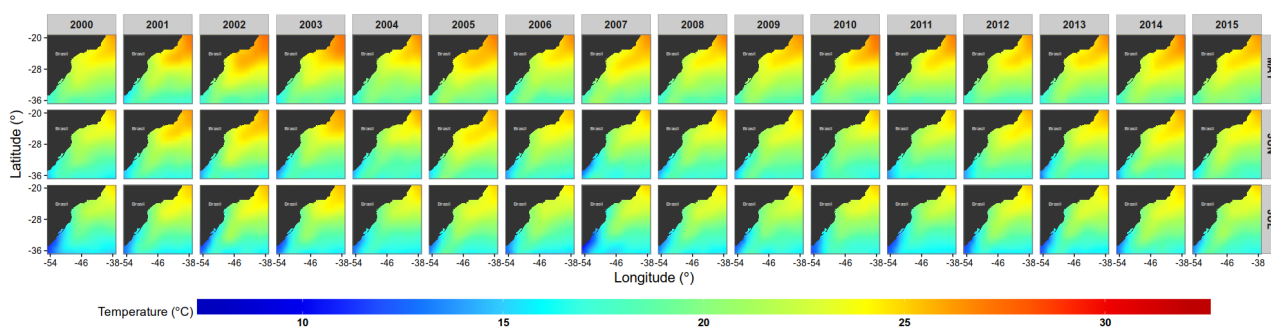


Figura 1: Mapa da distribuição espaço-temporal das temperaturas superficiais da água do mar nos meses de safra da Tainha entre os anos de 2000 e 2015. Fonte: National Oceanic and Atmospheric Administration - NOAA

4. RESULTADOS

4.1. Análise exploratória de dados

A dinâmica das capturas ao longo do tempo sugere dois momentos distintos. O primeiro centrado entre os anos 2000 e 2007, apresentando uma tendência de capturas crescentes culminando no máximo desta série histórica em 2007, cerca de 13 mil toneladas. O segundo momento, entre 2008 e 2015, apresentando uma tendência decrescente, encerrando em patamares de capturas semelhantes ao ano 2000 (Figura 2).

A média geral das capturas de Tainha ao longo de toda a série histórica compilada foi de 5.060 t (± 2.673 t). Com exceção dos anos 2007 (13.375 t) e 2009 (7.688 t), os demais anos apresentaram capturas bem próximas à esta média.

Em geral, esta oscilação das capturas de Tainha (*Mugil liza*) pode ser explicada por diferentes fatores, dentre eles, (a) variações climáticas, principalmente na temperatura superficial da água do mar, que determinam o gatilho biológico para o início do evento reprodutivo da espécie; (b) intensidade e constância com que este evento climático ocorre (e.g. entrada de frentes frias), e; (c)

disponibilidade do recurso (*Mugil liza*) para todas as atividades de pesca (artesanal e industrial) ao longo do corredor de migração desta espécie. Lemos et al. (2014) relatam que o evento reprodutivo da Tainha (*Mugil liza*) no Sudeste e Sul do Brasil está intrinsecamente relacionado com as condições oceanográficas e não com áreas específicas de reprodução, o que corrobora com os fatores acima expostos, ocasionando padrões de captura ligados não somente à capacidade das diferentes pescarias em explorar o recurso, mas também do próprio recurso ficar disponível para as atividades de pesca de menor mobilidade e capacidade de procura do cardume.

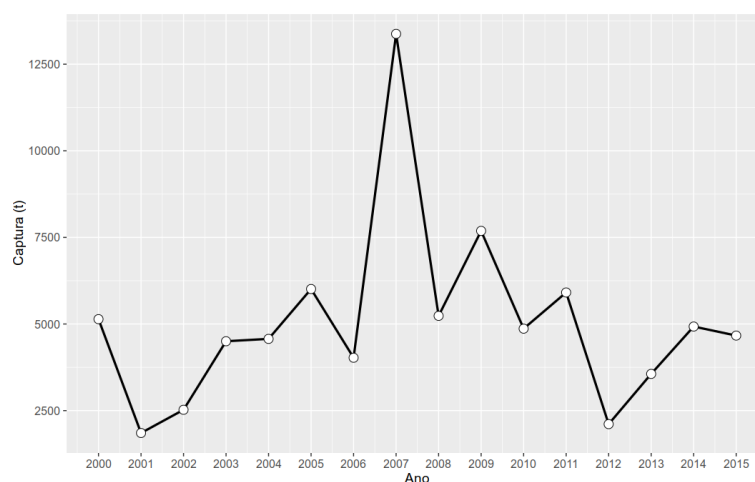


Figura 2: Série temporal de captura de Tainha (*Mugil liza*), estoque Sudeste e Sul, entre os anos de 2000 e 2015.

Explorando as séries de CPUEs, o que se pôde observar foram comportamentos bastante distintos entre as diferentes pescarias. Em geral, as séries de CPUEs baseadas nas operações das frotas de pesca industrial de Santa Catarina e Rio Grande do Sul (CPUE's 1, 2 e 10) apresentaram comportamentos temporais similares: estabilizadas ou crescentes ao longo dos anos (Figura 3).

Em contraste, nas séries de CPUEs que remetem a pesca de pequena e média escala (i.e.: artesanal e semi-industrial) (CPUEs 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 9) presentes, principalmente, nos estados de São Paulo e Rio Grande do Sul, a dinâmica temporal das CPUEs sugere declínio com o passar dos anos (Figura 3).

Estes comportamentos distintos observados nas diferentes séries de CPUE's, 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 influenciar os padrões de migração reprodutiva da espécie, seja sob o deslocamento latitudinal (migração Sul - Norte) ou ainda, na proximidade do

recurso à linha de costa durante a migração latitudinal (migração interna ou externa), e ainda; (d) aperfeiçoamento dos estratégias de pesca ao longo do tempo estes fatos ainda podem interagir entre eles, ocasionando efeitos sinérgicos nas CPUE's observadas.

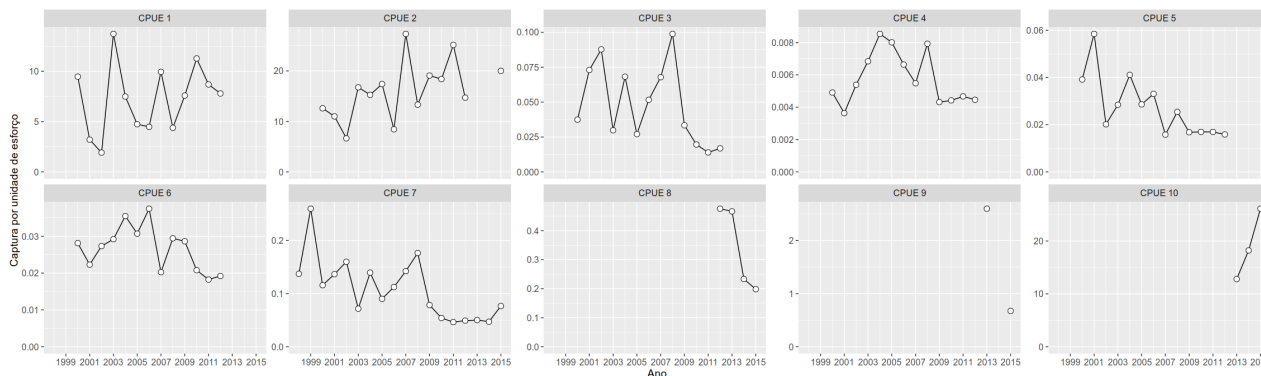


Figura 3: Séries temporais de captura por unidade de esforço de Tainha (*Mugil liza*), estoque Sudeste e Sul, entre os anos de 1998 e 2015. CPUE 1 - Pesca industrial de cerco em t/dias de pesca (UNIVALI/GEP); CPUE 2 - Pesca industrial em t/viagem (UNIVALI/GEP); CPUE 3 - Pesca costeira de São Paulo em t/viagem (IP-SP); CPUE 4 - Pesca estuarina de São Paulo em t/viagem (IP-SP); CPUE 5 - Pesca costeira da frota de emalhe de São Paulo em t/dias de pesca; CPUE 6 - Pesca estuarina da frota de emalhe de São Paulo em t/dias de pesca; CPUE 7 - Pesca artesanal e industrial do estado de São Paulo em t/viagem (IP-SP); CPUE 8 - Pesca artesanal do Rio Grande do Sul em t/viagem (FURG/LEA); CPUE 9 - Pesca de semi-industrial do Rio Grande do Sul em t/viagem (FURG/LEA); CPUE 10 - Pesca industrial de Rio Grande do Sul em t/viagem (FURG/LEA).

Confrontando as capturas anuais de Tainha (*Mugil liza*) contra a anomalia das médias anuais das temperaturas superficiais da água do mar dentro de seu corredor de migração, em seus meses de safra e padronizadas na escala “Z”, nota-se que não há um padrão claro de acompanhamento dos rendimentos (capturas) em função da variação das temperaturas ao longo do período estudado (Figuras 4 e 5). Exceto pelos anos de 2007 e 2011, os demais anos não apresentaram padrões de captura acompanhando as oscilações de temperatura superficial da água do mar.

Um ponto importante a ser considerado aqui está vinculado a amplitude dos valores de $\bar{S\bar{T}}$ estimados para cada ano. Em geral, os valores estimados neste estudo para temperatura superficial do mar dentro do corredor de migração da Tainha mantiveram-se dentro dos limites ótimos considerados para reprodução do estoque proposto por [Lemos et al. \(2014\)](#) (e.g. entre 19 e 21° C). Este comportamento, refletido nas estimativas de $\bar{S\bar{T}}$, pode ter influenciado na incapacidade para produzir estimativas significativas para α e β que expressem os efeitos mais diretos da variação climática sobre os padrões de agregação do estoque e, em consequência, nos maiores rendimentos resultantes do direcionamento das pescarias sobre o evento reprodutivo da Tainha (*Mugil liza*) e sua agregação.

Mesmo pouco nítida nesta análise exploratória, esta relação foi melhor confrontada nos modelos de dinâmica de biomassa, onde as oscilações climáticas (SST's) foram consideradas como fator de influência direta da capturabilidade das pescarias direcionadas para exploração de Tainha no Sudeste e Sul do Brasil. Este tópico é abordado diretamente na seção que trata dos modelos de DB.

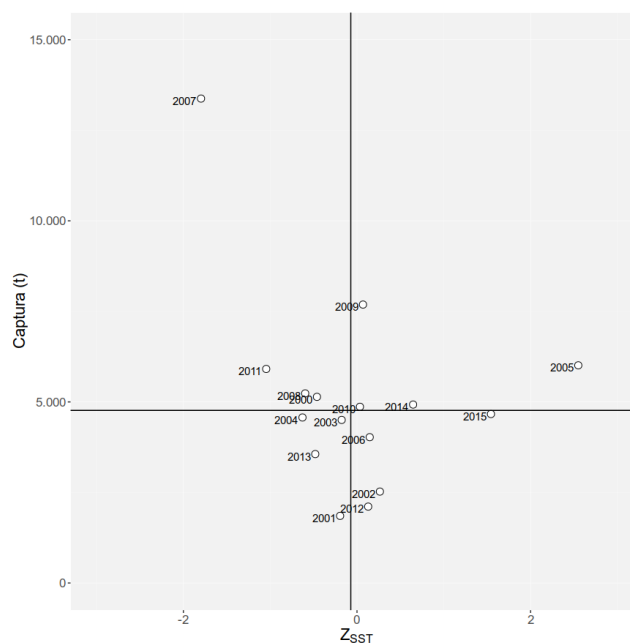


Figura 4: Diagrama da relação captura anual de Tainha (*Mugil liza*) e anomália das médias anuais das temperaturas superficiais da água do mar dentro do corredor de migração da espécie padronizada na escala "Z".



Figura 5: Série temporal de captura de Tainha (*Mugil liza*), estoque Sudeste e Sul (linha sólida), contrastada com anomália das médias anuais das temperaturas superficiais da água do mar dentro do corredor de migração da espécie (linha tracejada).

4.2. Modelos

Ao todo foram implementados 4 modelos distintos, todos baseados na estruturação generalizada para o modelo de DB proposta por [Pella & Tomlinson \(1969\)](#). O primeiro (“Modelo 0”) consistiu em uma atualização do modelo utilizado por [Sant’Ana et al. \(Submetido\)](#), considerando agora três novas séries de CPUE (totalizando 10 séries de CPUE) e uma amplitude temporal mais longa (2000 à 2015). Neste modelo fixam-se a priori $\phi_i = 0$ para todo i e $\alpha = \beta = 0$. As implementações seguintes incorporam estruturas mais complexas para o coeficiente de capturabilidade. A estrutura autorregressiva que mantém $\alpha = \beta = 0$ mas passa a estimar os parâmetros ϕ_i (“Modelo 1”); a incorporação de covariável climática SST sem estrutura autorregressiva que mantém $\phi_i = 0$ mas passa a estimar α e β (“Modelo 2”); e, a incorporação de ambos (“Modelo 3”).

Os diagnósticos realizados sobre cada um dos modelos ajustados (*e.g.* $\hat{R} \approx 1.1$) confirmaram tanto a convergência dos processos de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC) quanto a robustez nas estimações dos parâmetros ajustados (*vide* Anexos). Estes fatos sugerem que os valores simulados para os parâmetros do modelo constituem expressão da sua distribuição posterior.

Os modelos foram comparados entre si com base no ΔDIC , proposto por [Spiegelhalter et al. \(2002\)](#). Este valor define a diferença entre o DIC do modelo em questão e o menor DIC do conjunto de modelos em análise (um menor valor de DIC indica melhor ajuste). Conforme este critério, modelos podem ser considerados igualmente bem ajustados quando $\Delta DIC < 5$; se $5 \leq \Delta DIC \leq 10$ a diferença entre os modelos é significativa em favor do modelo com menor DIC; valores $\Delta DIC > 10$ indicam modelos muito inferiores ao modelo de referência e podem ser ignorados.

Com base nestes critérios o “Modelo 0” e o “Modelo 2” apresentaram os melhores ajustes. Os outros dois modelos tiveram ajuste inferior e não serão considerados para efeitos de previsão. Isto significa que a incorporação dos termos autorregressivos não se mostrou útil. Por outro lado, as estimativas dos coeficientes α e β (Modelo 2) tem seus intervalos posteriores de credibilidade cobrindo zero o que explica porque este modelo, em tese com maior capacidade explicativa, não consegue produzir ajuste superior ao modelo de referência (Modelo 0).

Tabela 6: Qualidade do ajuste de quatro modelos de DB implementados. pD - número efetivo de parâmetros do modelo; DIC - critério de informação da deviance; ΔDIC - diferença dos DIC 's estimados para cada modelo em relação ao modelo com menor valor de DIC (“Modelo 0”).

Modelo	Descrição	pD	DIC	ΔDIC
Modelo 0	Multi-CPUEs	33.9786	-180.92	0.00
Modelo 1	Multi-CPUEs e autorregressivo	47.851	-163.25	17.67
Modelo 2	Multi-CPUEs e SST	35.4923	-178.73	2.19
Modelo 3	Multi-CPUEs, SST e autorregressivo	49.6347	-160.92	20.00

Os parâmetros comuns aos quatro modelos ajustados no presente trabalho (e.g. K - capacidade suporte do estoque, r - crescimento populacional intrínseco e z - parâmetro de forma do modelo de Pella-Tomlinson), no computo geral, apresentaram distribuições posteriores relativamente parecidas/sobrepostas (Tabela 7). Esta semelhança fica melhor observada quando comparados os modelos com estruturação autorregressiva em q_i ("Modelo 1" e "Modelo 3") entre si separadamente dos modelos multi-séries de CPUE ("Modelo 0") e aditado de covariável climática ("Modelo 2") (Tabela 7).

Tabela 7: *Resumo estatístico das distribuições posteriores marginais dos parâmetros estimados em cada um dos modelos de DB.*

Modelo	Parâmetro	Média	Desvio Padrão	Percentíl 2,5%	Mediana	Percentíl 97,5%
Modelo 0	K	31.465	10.537	19.343	28.899	59.315
	r	0,558	0,302	0,132	0,502	1,290
	z	2,710	1,139	1,064	2,577	4,837
Modelo 1	K	26.672	9.888	15.866	24.293	51.706
	ϕ_1	0,031	0,065	-0,106	0,034	0,149
	ϕ_2	-0,065	0,056	-0,181	-0,063	0,039
	ϕ_3	-0,006	0,083	-0,149	-0,011	0,170
	ϕ_4	0,034	0,055	-0,069	0,033	0,148
	ϕ_5	0,015	0,069	-0,114	0,012	0,159
	ϕ_6	0,034	0,061	-0,081	0,033	0,159
	ϕ_7	0,028	0,07	-0,104	0,026	0,170
	ϕ_8	0,314	0,145	-0,042	0,340	0,528
	ϕ_9	0,146	0,172	-0,249	0,166	0,411
	ϕ_{10}	-0,190	0,141	-0,533	-0,165	0,015
	r	0,703	0,334	0,187	0,656	1,498
	z	2,772	1,152	1,072	2,657	4,873
Modelo 2	α	-0,002	0,113	-0,221	-0,002	0,223
	β	-0,029	0,064	-0,158	-0,028	0,095
	K	32.893	11.790	19.435	30.174	62.043
	r	0,561	0,325	0,123	0,498	1,384
	z	2,628	1,149	1,055	2,424	4,831
Modelo 3	α	0,020	0,113	-0,201	0,021	0,242
	β	-0,048	0,068	-0,185	-0,048	0,085
	K	27.038	9.849	15.976	24.621	52.090
	ϕ_1	0,023	0,066	-0,115	0,025	0,144
	ϕ_2	-0,075	0,058	-0,194	-0,073	0,033
	ϕ_3	-0,010	0,079	-0,151	-0,015	0,161
	ϕ_4	0,031	0,055	-0,073	0,030	0,144
	ϕ_5	0,011	0,069	-0,117	0,009	0,155
	ϕ_6	0,031	0,06	-0,084	0,030	0,153
	ϕ_7	0,025	0,071	-0,108	0,023	0,171
	ϕ_8	0,303	0,147	-0,061	0,327	0,524
	ϕ_9	0,129	0,172	-0,279	0,152	0,400
	ϕ_{10}	-0,199	0,141	-0,544	-0,176	0,013
	r	0,715	0,338	0,193	0,674	1,497
	z	2,656	1,152	1,053	2,500	4,837

Concentrando a análise nos modelos que apresentaram os melhores ajustes (Modelo 0 e Modelo 2), as distribuições posteriores para K , r e z foram praticamente as mesmas (Tabela 7). A capacidade de suporte do estoque (K) foi estimada em 31.465 t (“Modelo 0”) e 32.893 t (“Modelo 2”); no caso do crescimento populacional intrínseco e do parâmetro de forma a semelhança se repete, com $\bar{r} = 0,558$ e $\bar{z} = 2,71$ para o “Modelo 0” e $\bar{r} = 0,561$ e $\bar{z} = 2,628$ para o “Modelo 2” (Tabela 7).

No caso do modelo com adição da covariável temperatura superficial do mar ($S\bar{S}T$) (“Modelo 2”), não foi observado um efeito significativo desta sobre a dinâmica observacional (capturabilidade) (Tabela 7). Mesmo que o processo de captura seja dependente das flutuações na temperatura superficial da água do mar, levando a agregação dos estoques e ao fenômeno de hiperestabilidade nos registros de CPUE, o fenômeno pode não ter sido adequadamente representado por essa variável ou no formato em que a mesma foi estruturada no modelo.

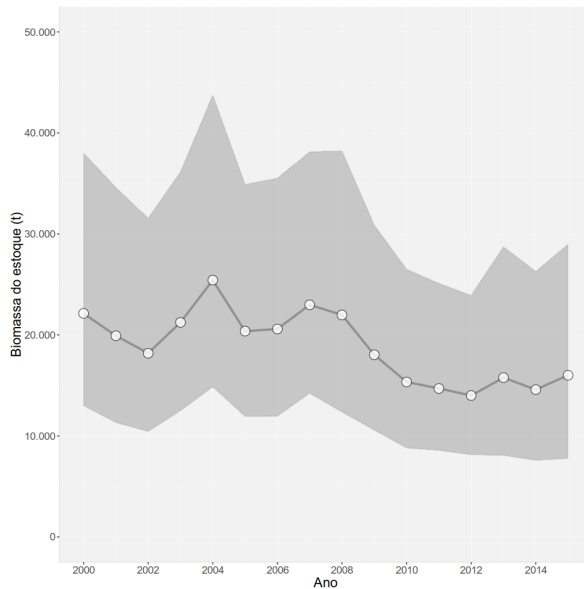
Na tentativa de aproximar ao máximo a medida do fenômeno oceanográfico para cada ano, os valores considerados no cálculo de $S\bar{S}T$ foram restritos espacialmente (*i.e.* foi considerado apenas o corredor de migração da Tainha) e temporalmente (*i.e.* foram considerados apenas os meses de março, junho e julho de cada ano). Mesmo assim, isso forçosamente resultou em uma redução da variabilidade natural desta variável, diminuindo a intensidade dos efeitos esperados sobre a capturabilidade (q_i). Ou seja, como resultado desta aproximação, foram obtidas medidas de temperatura superficial da água do mar dentro de uma faixa muito restrita de valores (entre 19,2 e 21,5 °C), o que pode ter influenciando na capacidade do modelo em captar os efeitos do fenômeno oceanográfico sobre a capacidade de captura das diferentes pescarias (q_i).

4.3. Estimação das biomassas

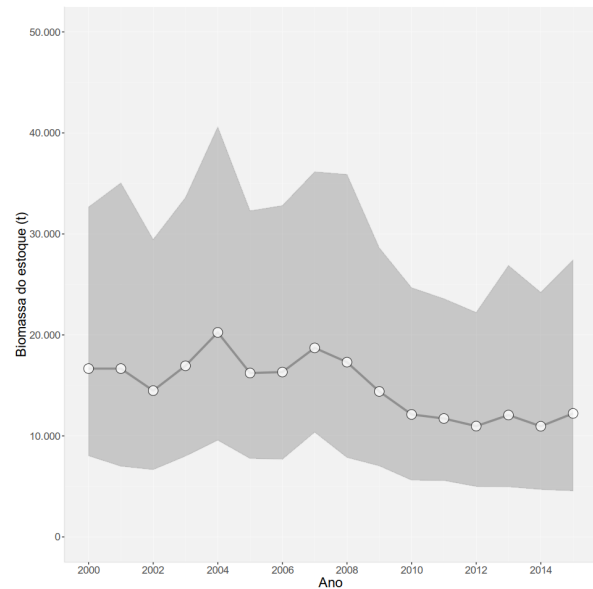
Apresenta-se a seguir os resultados dos quatro modelos implementados neste estudo. Porém, a discussão sobre a dinâmica de biomassas estimadas para o estoque Sudeste e Sul de Tainha (*Mugil liza*), está focada nos dois modelos que apresentaram os melhores ajustes conforme o critério de informação da *deviance* (DIC) (“Modelo 0” e “Modelo 2”).

A dinâmica da biomassa ao longo do período analisado apresenta três fases distintas (Figura 6). A primeira concentrada entre os anos 2000 e 2007, apresentando fortes oscilações em torno das 20.000 t (considerando o padrão médio apresentado pelos modelos “0” e “2”). A segunda, uma fase de queda na biomassa, entre os anos de 2008 e 2011. Finalmente, uma terceira fase mais estável, entre os anos de 2012 e 2015 (Figura 6). Em ambos os modelos (modelos “0” e “2”), os intervalos de credibilidade de 95% apresentaram faixas de variação bastante similares e quando comparadas com

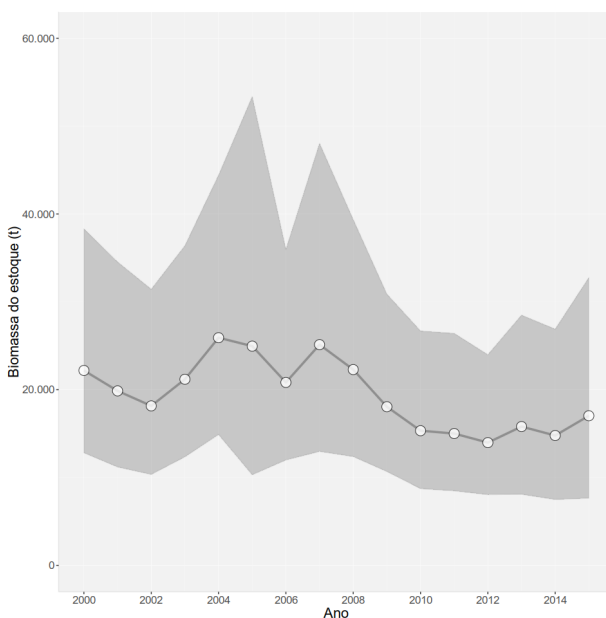
os intervalos estimados pelos modelos que incorporaram a componente autorregressiva, estas foram relativamente menores, corroborando o observado na avaliação dos ajustes dos quatro modelos (Tabela 6).



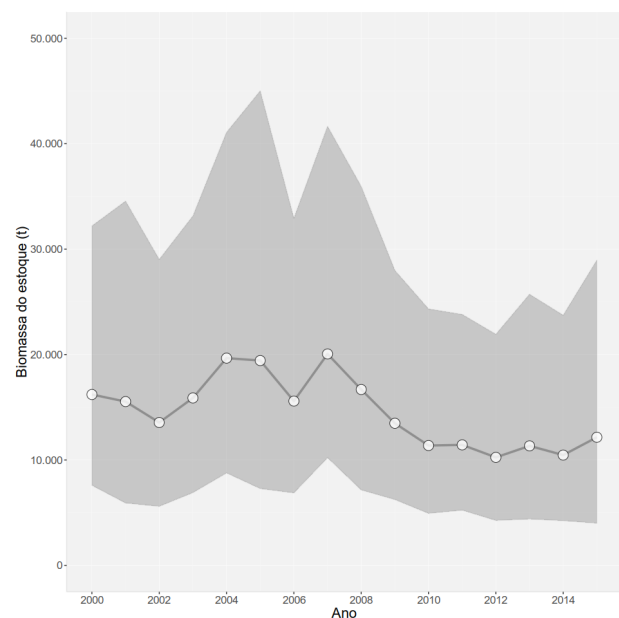
(a) Modelo 0



(b) Modelo 1



(c) Modelo 2



(d) Modelo 3

Figura 6: Série temporal de biomassa de Tainha (*Mugil liza*) estoque Sudeste e Sul. Círculos branco - estimativa pontual; Área sombreada cinza - intervalo de credibilidade de 95%.

A estruturação proposta para o modelo de DB resulta na estimação do parâmetro de biomassa

no tempo 0 (B_1 ou P_1). No entanto, este parâmetro não reflete a biomassa do estoque virginal que é caracterizada por K , mas sim, a biomassa (ou fração de K) estimada para o início do primeiro ano da série de dados analisada. Neste sentido, considerando o “Modelo 0” no início do ano 2000, a biomassa foi estimada como sendo uma fração de 73,5% de K (*i.e.* $P_1 = 0.735$). Em 2015, esta fração reduziu-se a 53,9% da capacidade de suporte do recurso (*i.e.* $P_{15} = 0.539$). Este cenário também é observado considerando o “Modelo 2”, para o qual em 2000 a fração de K foi estimada em 70,5% caindo para 55% em 2015. Há, portanto uma redução na biomassa de Tainha em cerca de 22% nos últimos 16 anos de exploração do recurso no Sudeste e Sul do Brasil. Embora esta redução tenha sido relativamente alta no período analisado, há um cenário provável de estabilização da biomassa de Tainha nos últimos 4 anos da série.

Embora seja observado este cenário de provável estabilização nos últimos anos, a redução de biomassa calculada para o período ($\approx 22\%$), em conjunto com a baixa taxa de crescimento populacional intrínseco estimada ($r_{\text{modelo } 0} = 0,558$; $r_{\text{modelo } 2} = 0,561$) e a maturação sexual tardia observada para espécie (que segundo Garbin et al (2014) ocorre em torno do 6º ano de vida), ressaltam a necessidade do manejo das pescarias engajadas na captura da Tainha no Sudeste e Sul do Brasil.

Um resumo descritivo das distribuições posteriores dos parâmetros de manejo estimados para cada um dos quatro modelos implementados segue apresentada na Tabela 8. Os rendimentos máximos sustentáveis (RMS) médios estimados para os modelos “0” e “2” ficaram em torno de 6.800 t/ano (Tabela 8). A biomassa do estoque sob o RMS para os mesmos modelos girou em torno das 19 mil toneladas. Já as taxas de exploração $F_{RMS} = Y_{RMS} \cdot B_{RMS}^{-1}$ sob RMS, nos dois casos, foram iguais, 0,38 (Tabela 8).

Os parâmetros de manejo estimados no presente trabalho foram bastante próximos aos estimados por Sant’Ana et al. (Submetido). Assim como reportado por estes autores, as estimativas dos pontos de referência estimados aqui, também apresentaram um alto grau de incerteza (*i.e.* coeficiente de variação (C.V.): 0,42 para o $RMS_{\text{modelo } 0}$ / 0,46 para o $RMS_{\text{modelo } 2}$; 0,35 para a $B_{RMS_{\text{modelo } 0}}$ / 0,38 para a $B_{RMS_{\text{modelo } 2}}$; 0,47 para a $F_{RMS_{\text{modelo } 0}}$ / 0,53 para a $F_{RMS_{\text{modelo } 2}}$).

Esta grande variabilidade associada a estimativa dos pontos de referência para o manejo das pescarias direcionadas a exploração da Tainha dificulta o processo de tomada de decisão. No entanto, ao mesmo tempo, reflete toda a incerteza intrínseca da principal estratégia de exploração deste recurso, realizada comumente sobre os períodos de agregação reprodutiva do estoque. Outro ponto que influencia nesta ampla faixa de credibilidade das estimativas esta vinculado aos processos de levantamento de dados pesqueiros, que em geral, são descontínuos espaço-temporalmente e/ou

refletem apenas uma fração da captura e esforço direcionado sobre recurso.

Tabela 8: *Resumo dos pontos de referência biológicos estimados para os quatro modelos de DB implementados. RMS - Rendimento máximo sustentável; B_{RMS} - Biomassa do estoque sob o Rendimento máximo sustentável; F_{RMS} - Taxa de exploração sob o Rendimento máximo sustentável.*

Modelo	Parâmetro	Média	Desvio Padrão	Percentil 2,5%	Percentil 97,5%
Modelo 0	Y_{RMS}	6.717,79	2.827,48	1.962,09	13.050,95
	B_{RMS}	19.082,19	6.725,00	11.124,06	36.731,33
	F_{RMS}	0,38	0,18	0,09	0,81
Modelo 1	Y_{RMS}	7.214,60	2.699,72	2.706,24	13.312,95
	B_{RMS}	16.234,26	6.215,31	9.376,65	31.830,17
	F_{RMS}	0,48	0,21	0,14	0,94
Modelo 2	Y_{RMS}	6.896,91	3.154,39	1.766,93	13.893,45
	B_{RMS}	19.819,99	7.544,37	11.113,57	38.458,65
	F_{RMS}	0,38	0,20	0,09	0,85
Modelo 3	Y_{RMS}	7.278,77	2.767,14	2.622,84	13.568,38
	B_{RMS}	16.298,91	6.191,98	9.352,11	32.280,45
	F_{RMS}	0,49	0,21	0,14	0,93

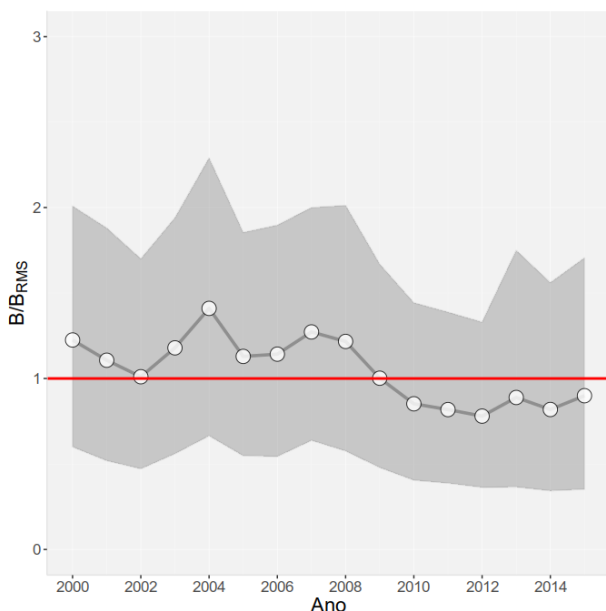
Contudo, a abordagem Bayesiana permite a compreensão simples de cenários prováveis e confiáveis à luz de toda incerteza. Assim, o impacto resultante de todas as pescarias combinadas sobre a evolução histórica do estoque foi avaliado em função da dinâmica temporal das relações B_t/B_{RMS} (Figura 7), F_t/F_{RMS} (Figura 8) e Y_t/Y_{RMS} (Figura 9).

Ainda sobre a compreensão dos resultados alcançados a luz da abordagem Bayesiana, deve-se considerar que, diferente da Estatística Frequentista, as estimações sobre o enfoque Bayesiano retornam uma distribuição posterior para cada parâmetro estimado pela análise. Com isto, é possível observar qual o valor mais provável para cada uma das quantidades alvo do estudo (em geral, este é representado pela média da distribuição posterior).

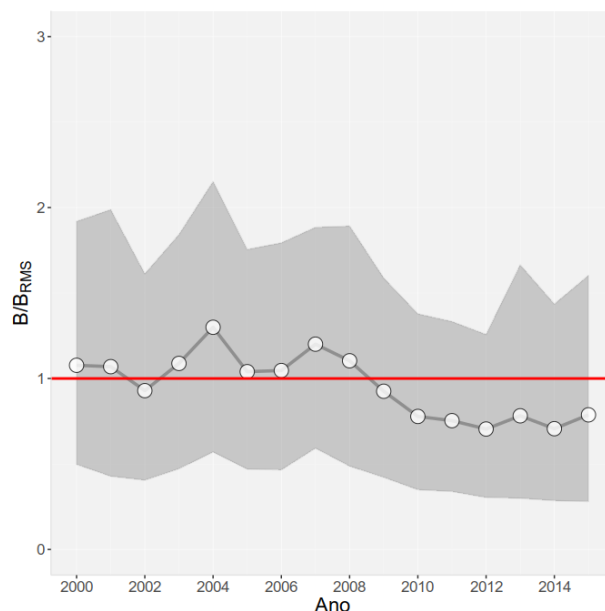
Assim, ainda considerando apenas os modelos que apresentaram os melhores ajustes (Modelo 0 e Modelo 2), a razão entre a Biomassa estimada para o ano t e a Biomassa sob o Rendimento Máximo Sustentável apresentou uma tendência de queda a partir de 2007/2008, chegando e permanecendo abaixo do limite sustentável a partir de 2009 (Figura 7(a) e 7(c)) ($B_t/B_{RMS} < 1$ refere-se a biomassa abaixo do limite sustentável para o estoque). Em ambos os modelos, a razão B_t/B_{RMS} permanece, aparentemente, estável entre os anos 2009 e 2015, embora sempre abaixo do limite sustentável estimado para o recurso.

Este cenário de estabilização do estoque pode ser explicado pela dinâmica das capturas observadas nos últimos 6 anos. Durante este período as capturas permaneceram abaixo dos $\overline{RMS}$'s estimados

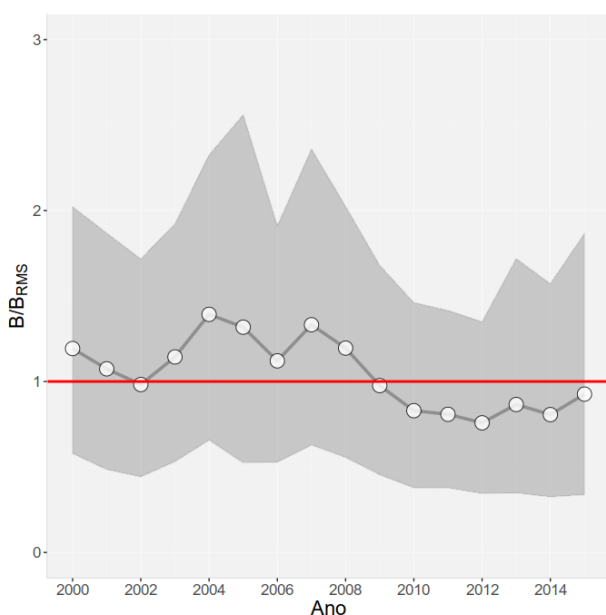
pelos modelos “0” e “2”. No entanto, um possível cenário de recuperação do estoque, visto os contínuos rendimentos abaixo do RMS citados, somente poderão ser observado após a coorte gerada em 2010 (primeiro ano com capturas abaixo do RMS) recrutar ao estoque reprodutivo, o que ocorre somente após o 6º ano de vida da Tainha (Garbin et al, 2014).



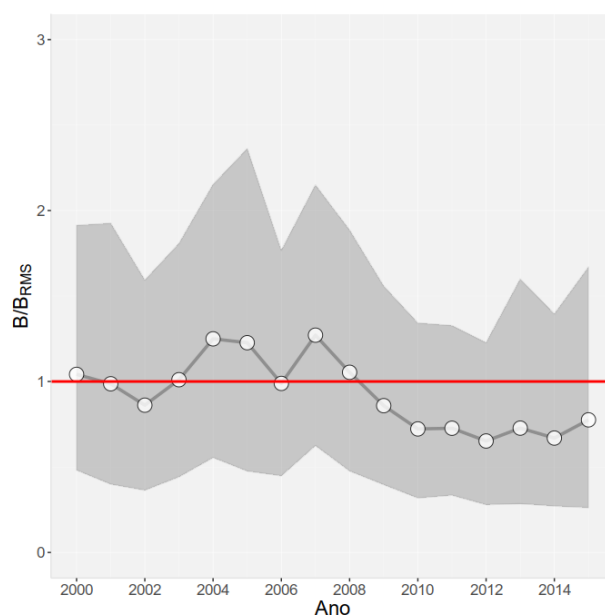
(a) Modelo 0



(b) Modelo 1



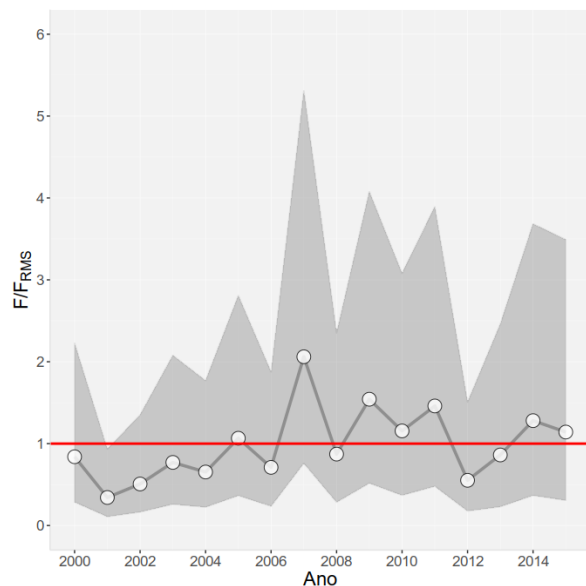
(c) Modelo 2



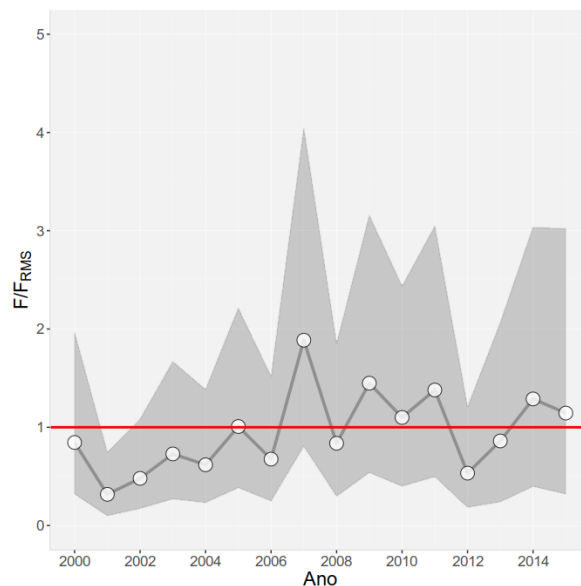
(d) Modelo 3

Figura 7: Série temporal da razão entre biomassa e biomassa sob o rendimento máximo sustentável. Circulos branco - estimativa pontual; Área sombreada cinza - intervalo de credibilidade de 95%.

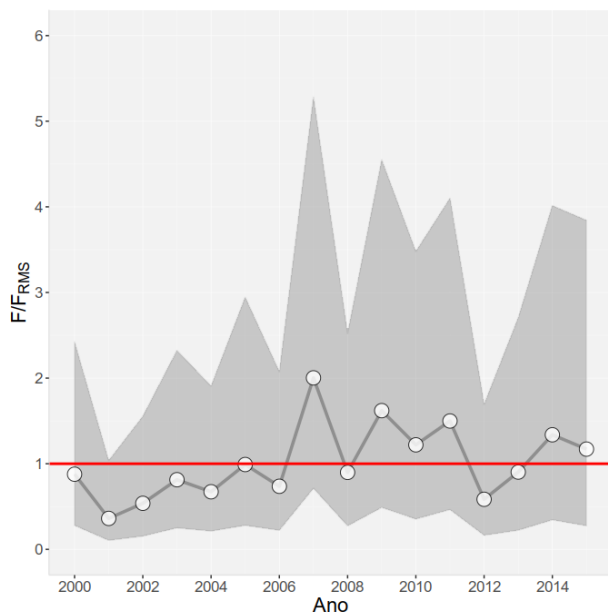
No caso da razão baseada na taxa de exploração sob a taxa de exploração sob o RMS (F_t/F_{RMS}), as estimativas pontuais estimadas se apresentaram, em diversos anos, acima do limite sustentável para o estoque ($F_t/F_{RMS} > 1$) (Figura 8). A partir de 2007, a taxa de exploração do recurso esteve acima do F_{RMS} , com excessão apenas para os anos de 2012 e 2013.



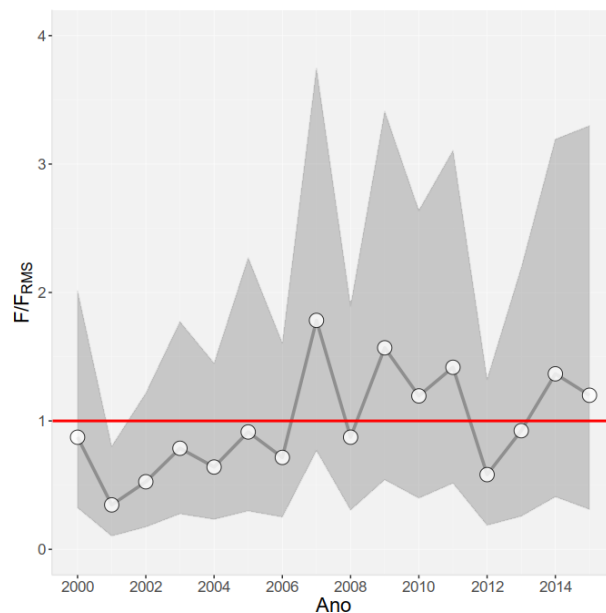
(a) Modelo 0



(b) Modelo 1



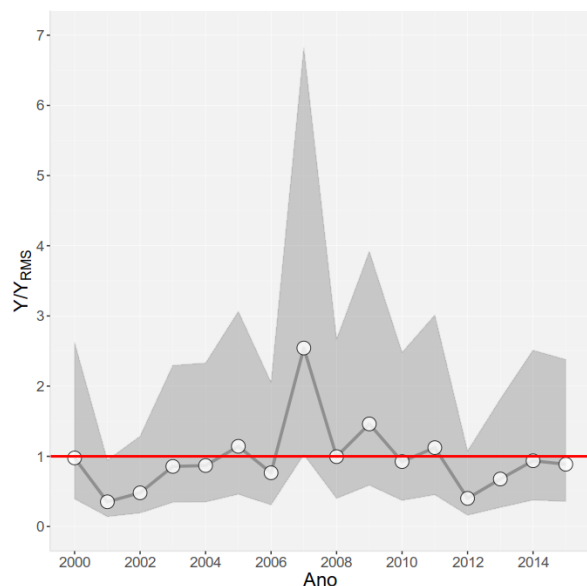
(c) Modelo 2



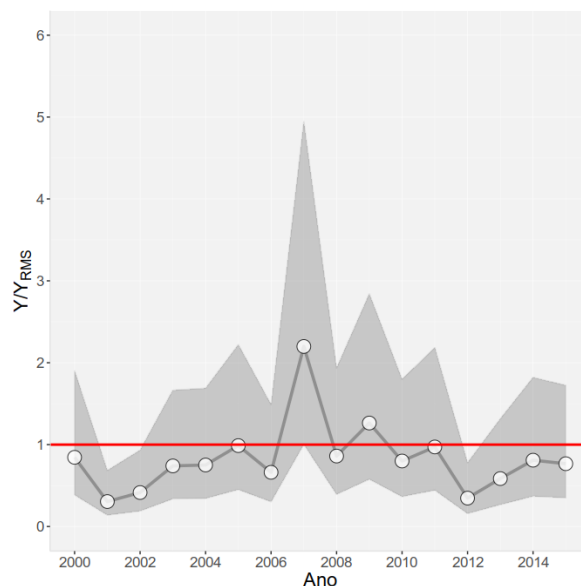
(d) Modelo 3

Figura 8: Série temporal da razão entre taxa de exploração e taxa de exploração sob o rendimento máximo sustentável. Círculos branco - estimativa pontual; Área sombreada cinza - intervalo de credibilidade de 95%.

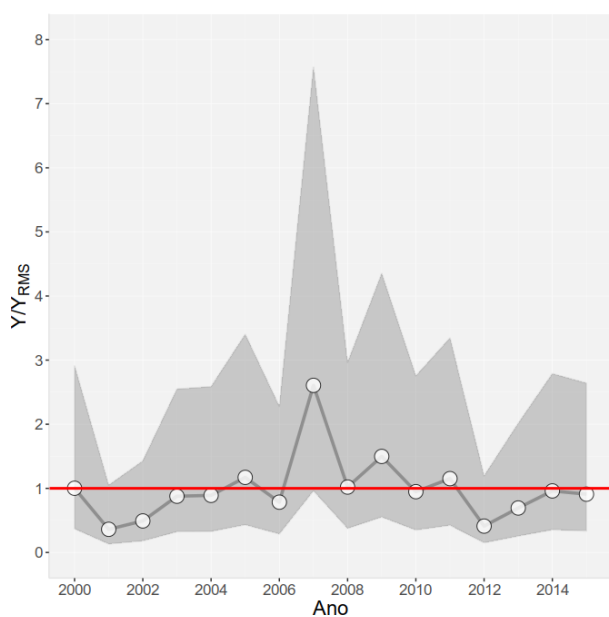
Semelhante ao observado para a razão F_t/F_{RMS} , as médias das posteriores dos rendimentos sob o RMS calculadas para cada ano oscilaram sempre próximas ao limite do RMS ($Y_t/Y_{RMS} > 1$) (Figura 9). No entanto, os rendimentos observados para os últimos anos analisados (2012 - 2015) estiveram dentro do limite aceitável para o estoque de Tainha Sudeste e Sul.



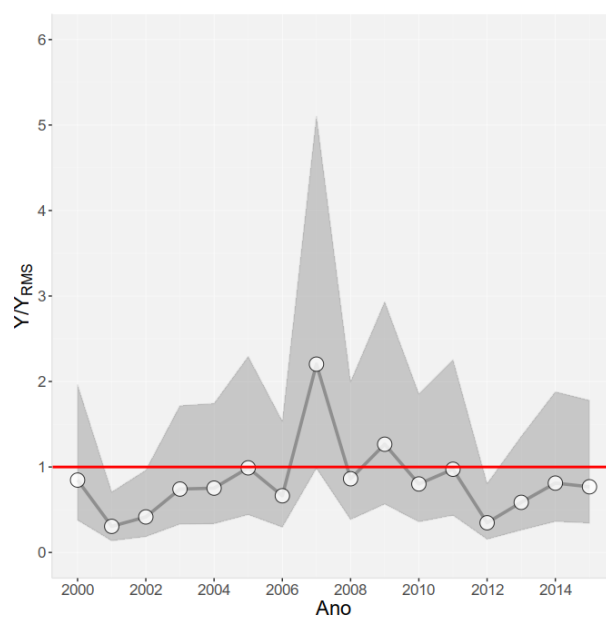
(a) Modelo 0



(b) Modelo 1



(c) Modelo 2



(d) Modelo 3

Figura 9: Série temporal da razão entre o rendimento e o rendimento máximo sustentável. Círculos branco - estimativa pontual; Área sombreada cinza - intervalo de credibilidade de 95%.

Embora as estimativas pontuais das distribuições posteriores das razões B_t/B_{RMS} , F_t/F_{RMS} e Y_t/Y_{RMS} tenham apresentado os padrões anteriormente descritos, existe um grande intervalo de credibilidade associado à estas estimativas, transpassando a linha que define a sustentabilidade do recurso para ambos os lados (acima e abaixo de 1). Isto, como já referenciado antes, está refletindo toda a incerteza proveniente das estratégias de pesca direcionadas sobre o recurso e que precisam ser captadas pelos coeficientes de capturabilidade, dos modelos propostos, dos dados existentes, dos padrões ambientais que determinam a agregação reprodutiva do recurso, entre outros.

Uma sumarização do histórico das pescarias em relação a sustentabilidade do estoque explotado, se expressa no "gráfico de fases" (Figura 10). No plano definido pelos dois eixos deste gráfico, o ponto (1,1) representa a situação ideal quando a biomassa B está em seu valor ótimo ($B = B_{RMS}$) e a taxa de exploração F também ($F = F_{RMS}$). Em relação a este ponto estão delimitados quatro quadrantes. A partir de agora estes quadrantes serão denotados a partir do quadrante superior esquerdo e em sentido horário por A, B, C e D.

Em termos de sustentabilidade, o quadrante mais seguro é C. No outro extremo, caracterizando a situação menos sustentável, encontra-se o quadrante A que deve ser evitado. Os demais quadrantes descrevem situações intermediárias. O quadrante B indica a situação de um estoque com biomassa ainda confortavelmente abundante, porém sinalizando a existência de uma exploração pesqueira excessiva. Finalmente, o quadrante D indica um estoque com biomassa abaixo do desejável, porém com uma atividade pesqueira suficientemente reduzida para viabilizar condições para recuperação do estoque.

Os círculos brancos posicionado sobre os planos definido no gráficos de fases da Figura 10 denotam as médias das respectivas distribuições posteriores e, portanto, são estimativas sujeitas a algum nível de incertezas. Os pontos são conectados temporalmente para facilitar a visualização da evolução histórica do padrão de exploração da tainha. De forma geral, os padrões apresentados pelos quatro modelos são semelhantes. Porém, voltamos a destacar apenas os "Modelo 0" e "Modelo 2". Verifica-se portanto que, até 2008 e com exceção de 2007 (e de 2005 para "Modelo 0"), a exploração da tainha se manteve no quadrante desejável C. Em 2009 a exploração passou para o quadrante indesejável A. Com exceção dos anos de 2012 e 2013 em que a taxa de exploração levou a exploração ao quadrante D, todos os demais anos posicionam a pescaria no quadrante indesejável A. Isto sugere que a exploração atual do estoque pode ser insustentável se a taxa de exploração se mantiver inalterada.

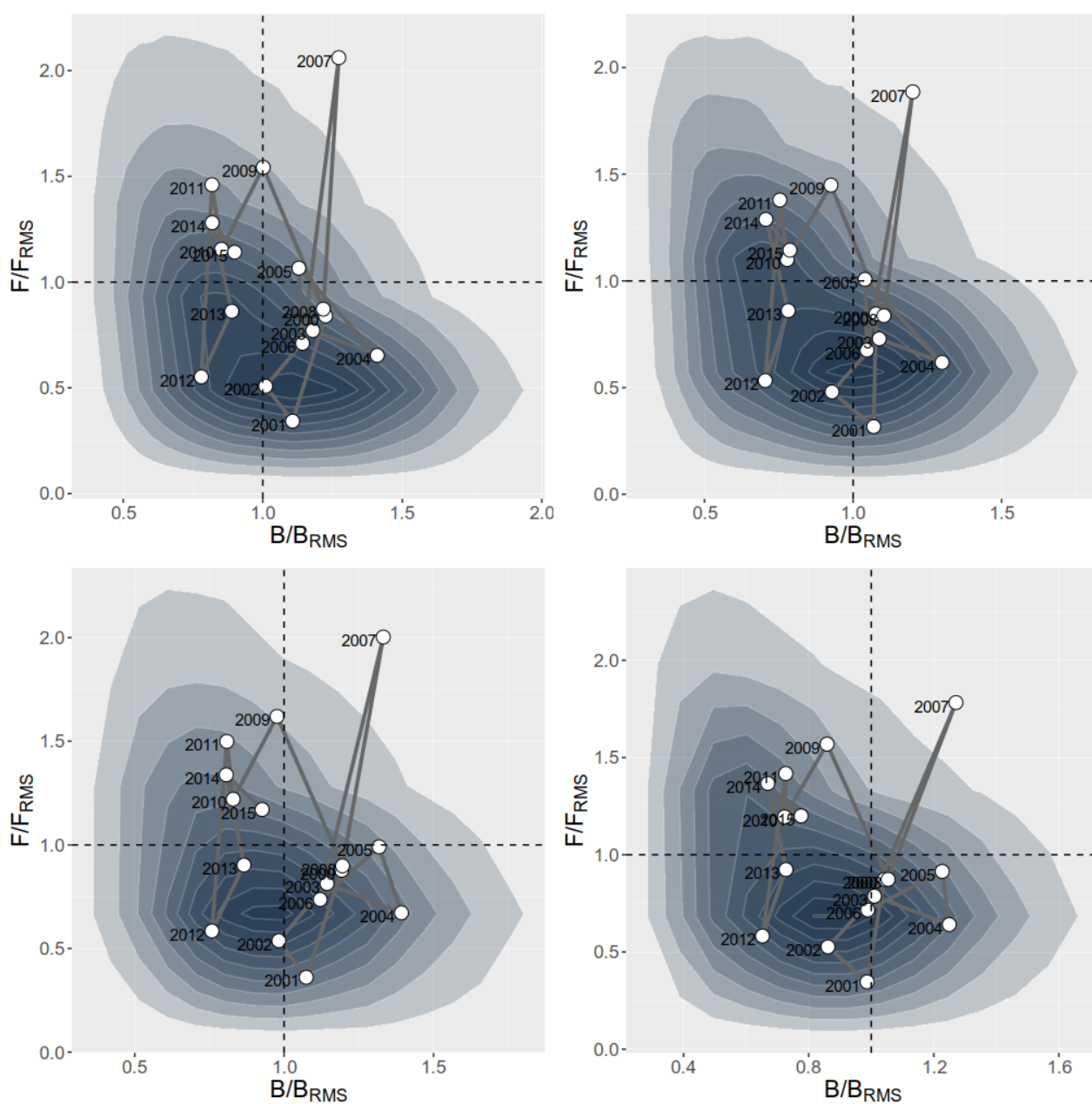


Figura 10: Série temporal da razão entre o rendimento e o rendimento máximo sustentável. Circulos branco - estimativa pontual; Área sombreada cinza - intervalo de credibilidade de 95%. Canto superior esquerdo - Modelo 0; Canto superior direito - Modelo 1; Canto inferior esquerdo - Modelo 2; Canto inferior direito - Modelo 3.

5. CONCLUSÃO

No presente relatório foi apresentado um modelo de dinâmica de biomassa (DB) para avaliar o status de exploração da tainha. O modelo foi estruturado hierarquicamente de modo a conciliar, simultaneamente, múltiplas séries de CPUE. Essas séries de CPUE referem-se a distintas pescarias,

todas atuando sobre um único estoque do recurso. Os parâmetros dos modelos estatísticos foram estimados por meio de uma abordagem estatística Bayesiana.

Para permitir que houvesse variações temporais nos coeficientes de capturabilidade, incorporou-se ao modelo duas generalizações: a primeira consistiu em uma estrutura autorregressiva de primeira ordem e, a segunda, a inclusão de dados de temperatura superficial do mar (SST). Enquanto esta última teve o propósito de modelar o efeito causado pela agregação reprodutiva sobre a capturabilidade, a primeira teve por intenção modelar possíveis evoluções nas tecnologias ou nas estratégias de pesca ao longo dos anos.

Embora neste primeiro teste a inclusão de SST se mostrou mais promissora que o elemento autorregressivo, nenhum deles conseguiu superar a qualidade de ajuste do modelo básico. Este, portanto, que fixa um coeficiente de capturabilidade específico por pescaria mantendo-o constante no tempo, continua sendo, provisoriamente, o modelo de referência.

Apesar de haver níveis elevados de incerteza associados às estimativas dos parâmetros do modelo, quando estes são analisados individualmente, o histórico da pescaria ao longo dos 16 anos estudados (de 2000 a 2015) permite algumas conclusões gerais. De acordo com o modelo de DB utilizado, as estimações de pontos de referência biológicos indicam uma clara evolução na direção de uma exploração que, se mantida nos níveis atuais, muito provavelmente se revelará como insustentável. Caberá aos órgãos gestores propor estratégias de ação que permitam reverter esta tendência.

6. REFERÊNCIAS

- Anderson, W. W. 1957. Early development, spawning, growth, and occurrence of the silver mullet (*Mugil curema*) along the South Atlantic coast of the United States. *Fishery Bulletin of the Fish and Wildlife Service* 57, 397-414.
- 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. *Fisheries Research*. 149:61-68.
- Gelman, A. and Rubin, D. 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science*. 7: 457-511.

- Gelman, A.; Carlin, J. B.; Stern, H. S. & Rubin, D. B. 2004. Bayesian Data Analysis. Chapman & Hall, New York. 695 p.
- Geweke, J. 1992. Evaluating the accuracy of sampling-based approaches to calculating posterior moments. In J. Bernard, J. Berger, A. David and A. Smith, eds. *Bayesian Statistics*. vol. 4, Claredon Press, Oxford, pp. 169-194.
- Gulland, J. 1983. Fish Stock Assessment: a manual of basic methods. Wiley, New York. 223 p.
- Heidelberger, P. & Welch, P. 1992. Simulation run length control in the presence of an initial transient. *Operations Research*. 31: 1109-1144.
- 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.
- Ibáñez-Aguirre, L. & Gutierrez, O. 2004. Climate variables and spawning migrations of the striped mullet and white mullet in the north-western area of the Gulf of Mexico. *Journal of Fish Biology* 65, 822-831. doi: 10.1111/j.1095-8649.2004.00488.x
- Kinas, P. G. & Andrade, H. A. 2010. Introdução à Análise Bayesiana (com R). Porto Alegre: MaisQnada Editora. 200 p.
- Korner-Nievergelt, F.; Roht, T.; von Felten, S.; Guélat, J.; Almasi, B. & Korner-Nievergelt, P. 2015. Bayesian Data Analysis in Ecology Using Linear Models with R, BUGS and Stan. Boston: Elsevier. 329 p.
- Kruschke, J. K. 2010. Doing Bayesian Data Analysis: a tutorial with R and BUGS. Oxford: Academic Press Elsevier. 672 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.

- 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. and Walters, C. J. 1989. A robust method for parameter estimation from catch and effort data. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 46:137-144.
- 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.
- Meyer, R. & Millar, R. 1999. BUGS in Bayesian stock assessment. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 56:1078-1086.
- 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.
- Moore, R. H. 1974. General ecology, distribution and relative abundance of *Mugil cephalus* and *Mugil curema* on the south Texas coast. *Contributions in Marine Science* 18, 241-245.
- Morettin, P. A. & Toloi, C. M. C. 2006. Análise de séries temporais. Projeto Fisher, Editora Blucher, 2 ed. São Paulo. 538 p.
- 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.
- Punt, A. E. 2003. Extending production models to include process error in the population dynamics. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.*, 60:1217-1228.
- Raftery, A. & Lewis, S. 1992. How many iterations in the Gibbs sampler? In J. Bernard, J. Berger, A. David and A. Smith, eds. *Bayesian Statistics*. vol. 4, Claredon Press, Oxford, pp. 763-774.
- Sant'Ana, R.; Kinas, P. G.; Mirando, L. V.; Schwingel, P. R.; Castello, J. P. & Vieira, J. P. 2016. Bayesian state space models with multiple CPUE data: the case of a mullet fishery. *Fisheries Research*.
- Schaefer, M. B. 1957. A study of the dynamics of the fishery for yellowfin tuna in the eastern tropical pacific ocean. *Inter-American Tropical Tuna Commission Bulletin*, 2(6): 243-285.

- 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.
- BUGS - A Bayesian measures of model complexity and fit. 2002. Journal of the Royal Statistical Society. Series B, 64: 583-639.
- Vieira, J. P. 1991. Juvenile mullets (Pisces: Mugilidae) in the estuary of Lagoa dos Patos, RS Brazil. *Copeia*, 409–418.
- Wakefield, J. 2013. Bayesian and Frequentist Regression Models. Washington: Springer. 718 p.