

Padronização da taxa de captura para o espadarte (*Xiphias gladius*) usando efeito fixo e aleatório

Evelyn Souza Chagas Oliveira¹, Humber Agreli Andrade¹

¹ Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, PE, Brasil. E-mail: evelynschagas@hotmail.com (ORCID: 0000-0002-9241-6163); humber.andrade@gmail.com (ORCID: 0000-0002-4221-8441)

RESUMO: As decisões de gestão são na maioria dos casos baseadas em modelos de avaliações de estoques que demandam estimativas das taxas de Captura por Unidade de Esforço (CPUE) padronizadas. Com frequência a padronização da CPUE é realizada utilizando três abordagens: A) ano incluído no modelo apenas como efeito fixo principal; B) ano incluído no modelo como efeito fixo principal, mas também em interações de efeito fixo e, C) o ano incluído como efeito fixo principal e também nas interações de efeito aleatório. Este trabalho se propõe a calcular as CPUEs padronizadas utilizando as três abordagens e realizar uma comparação dos resultados com base no teste não-paramétrico de Kruskal-Wallis ao nível de 5% de significância. Foram utilizados os modelos lineares generalizados (GLM) e os modelos lineares generalizados mistos (GLMM) para obter estimativas das CPUEs padronizadas do espadarte para cada abordagem. Os resultados obtidos indicaram que a escolha da abordagem pode conduzir a resultados equivocados sobre a situação do estoque quando analisado apenas os anos isoladamente.

Palavras-chave: GLM; GLMM; taxa de captura

Standardization of the catch rates for swordfish (*Xiphias gladius*) using fixed and random effects

ABSTRACT: Management decisions in most cases are based on models of stock assessment require estimates of the rates of standardized Catch per Unit Effort (CPUE). Often standardization CPUE are performed using three approaches: A) the year included in the model only as main fixed effect; B) the year included in the model as fixed effect, but also in interactions of fixed effect, and C) the year included as main fixed effect and also in the interactions of random effect. This work proposes to calculate the standardized CPUEs using the three approaches and to accomplish a comparison of results based on the nonparametric Kruskal-Wallis test at 5% level of significance. Generalized Linear Models (GLM) and Generalized Linear Mixed Models (GLMM) were used to obtain estimates of the standardized CPUEs of swordfish for each approach. The results obtained indicated the approach choice may lead to erroneous results about the situation of the stock when analyzed only those years alone.

Key words: GLM; GLMM; capture rate

Introdução

No cenário nacional e internacional, têm grande importância as pescarias de espadarte (*Xiphias gladius*) (FAO, 2016). O elevado valor de mercado, aliado à carne de ótima qualidade e à crescente demanda no cenário internacional fazem da espécie um dos peixes pelágicos mais visados pela indústria pesqueira mundial. De acordo com ICCAT (2015), a captura de *X. gladius* no Oceano Atlântico no ano de 2014 situou-se próxima de 21.000 toneladas. No Atlântico Sul, o Brasil foi o segundo país com maior contribuição do pescado, capturando 2.892 toneladas.

As recomendações de gestão para as pescarias desta espécie são realizadas através de estimativas da dimensão e da capacidade produtiva dos estoques pesqueiros (avaliações de estoques). Para tanto, frequentemente é necessário dispor de dados da taxa de captura por unidade de esforço (CPUE), os quais são utilizados para calcular índices relativos de abundância dos estoques. As análises de CPUE destinadas à estimativa de séries temporais de índices relativos de abundância são normalmente chamadas de padronização (Maunder & Punt, 2004). Com frequência, a padronização da CPUE é baseada em estimativas dos parâmetros para o fator “ano”, utilizado como variável explicativa em Modelos Lineares Generalizados (GLM) ou Modelos Lineares Generalizados Mistos (GLMM) (Breslow & Clayton, 1993; Mcculloch & Searle, 2001).

De maneira geral, podem ser utilizadas três abordagens: A) ano incluído no modelo apenas como efeito fixo principal (e.g. Bernasconi et al., 2015); B) ano incluído no modelo como efeito fixo principal, mas também em interações de efeito fixo (Mourato et al., 2016) e, C) o ano incluído como efeito fixo principal e também nas interações de efeito aleatório (Wang et al., 2014). O principal objetivo da incorporação do fator ano no modelo é detectar tendências ao longo do tempo na abundância. A aplicação do GLM possibilita a separação dos efeitos de muitos fatores que causam variabilidade na CPUE, permitindo a remoção dos mesmos, e a produção de séries de CPUE padronizadas, que refletiriam as variações temporais (anuais ou mensais) da abundância (Maunder & Punt, 2004). A vantagem dos GLMMs é que estes modelos admitem a inclusão de efeitos aleatórios no preditor linear e permitem modelar não somente a média da variável resposta, mas também a variância, com a inclusão de termos adicionais na relação entre a resposta média e as variáveis explicativas, que sejam quantidades aleatórias ao invés de parâmetros de efeito fixo somente.

No processo de padronização da CPUE, uma questão metodológica importante que ainda demanda investigação é a forma como o fator “ano” é incorporado na modelagem. Se ano é considerado apenas como efeito fixo principal (abordagem A), as estimativas de CPUE padronizadas são extraídas diretamente de maneira simples. No entanto, se o ano é incluído no modelo como efeito fixo principal, mas também em interações de efeito fixo (abordagem B), as estimativas de CPUE padronizadas são mais complexas. Neste caso é necessária alguma suposição referente a pesos para

calcular uma média ponderada sobre as interações (Quinn II et al., 1982; Campbell, 2004). No entanto, se o ano é incluído como efeito fixo principal e também nas interações de efeito aleatório (abordagem C), os cálculos são novamente simplificados, porque as interações não são necessárias para estimar a CPUE padronizada. Inicialmente a abordagem A era bastante utilizada, com o passar do tempo a abordagem B substituiu a abordagem A e, atualmente, a abordagem C tem sido cada vez mais empregada.

Oliveira et al. (2015) destacam que a escolha do que deve ser fixo ou aleatório às vezes pode ser uma escolha conceitual. Comentam ainda que os efeitos aleatórios normalmente incluem blocos ou estudos observacionais que são replicados em espaço ou tempo, mas podem também englobar variações entre indivíduos, espécies ou regiões. Em seu estudo, optaram por utilizar como efeito aleatório a bandeira da embarcação, pelo fato conceitual que a variabilidade nas taxas de captura do agulhão negro entre os barcos pode depender das características intrínsecas de cada frota de pesca, capitão e tripulação. Nesse contexto, a escolha de uma entre as abordagens A, B ou C pode não ser fácil.

O estudo dessa questão ainda em aberto no âmbito da avaliação de estoques é crucial para os avanços na gestão de recursos pesqueiros. Diante dessa problemática, este trabalho propõe a comparação entre as três abordagens para padronizar as CPUEs com aplicação para o caso espadarte (*Xiphias gladius*) capturado na pesca de atuns e afins no Atlântico Sul.

Material e Métodos

O conjunto de informações utilizadas é a contida no “Banco Nacional de Atuns e Afins (BNDA)” do Comitê Científico Brasileiro de Atum e Afins do governo brasileiro. Foi analisado o espadarte (*Xiphias gladius*) capturado no Atlântico Sul pela frota brasileira entre 1990 e 2012. A frota brasileira inclui navios nacionais (BRA), mas também navios arrendados de mais de quinze países. Para as análises foram utilizadas as informações de barcos arrendados da Espanha (BRA-ESP), Honduras (BRA-HND), Japão (BRA-JPN), Panamá (BRA-PAN), China-Taipei (BRA-TAI) e São Vicente & Granadinas (BRA-VCT), para os quais o tamanho amostral é relativamente elevado. Foram também descartados registros com dados de captura ou esforço ausentes, ou com erros não amostrais (por exemplo, lances de pesca localizados em terra ou proximidades). Ao final, 34145 lances de pesca foram mantidos para a análise relativa à padronização da CPUE, e eventual estimativa de índice relativo de abundância.

As estimativas das CPUEs padronizadas incluindo unicamente o “ano” como efeito fixo principal (opção A), ou como efeito fixo principal e também em interações de efeito fixo (opção B), foram obtidas com o uso de modelos lineares generalizados (GLM). Para obter estimativas da CPUE padronizada com ano incluído como efeito fixo principal e também em interações aleatórias (opção C) foi utilizado o modelo linear generalizado misto (GLMM).

As variáveis utilizadas para obter as estimativas das CPUEs padronizadas foram: nº peixes capturados (S), bandeira do barco (F), ano (Y), trimestre (T), nº de samburás no espinhel (H), nº de anzóis por samburá (N) e área de pesca (A): Norte (ao norte de 10°S), Centro (entre 10°S e 25°S) e Sul (ao sul de 25°S) (Figura 1). Estas áreas de pesca foram selecionadas com base na distribuição espacial dos registros, prezando por balanço com tamanhos amostrais relativamente elevados nos três setores. A unidade de esforço considerada na análise foi o número de anzóis, que foi utilizado como offset. Este termo (offset) é uma constante compensatória nos casos onde o número de capturas é utilizada como variável resposta em vez da taxa de capturas, neste caso, a medida de esforço deve ser utilizada como uma compensação para obtenção da CPUE. Para modelagem da variável resposta com GLM e GLMM, foram testadas as distribuições Poisson e Binomial Negativa.

As estimativas dos componentes da variância foram obtidas pelo método da máxima verossimilhança (ML), utilizando a aproximação de Laplace (Laplace, 1986). Para o GLMM, foi utilizada a matriz de variâncias e covariâncias não-estruturada (UN). A forma UN é heterogênea, com todas as variâncias e covariâncias desiguais.

A escolha da ordem de entrada das variáveis explicativas no modelo, foi realizada ajustando um modelo para cada variável explicativa separadamente e utilizando a deviência para classificação (Nelder & Wedderburn, 1972). Para as abordagens B e C, além dos fatores principais, foram consideradas interações de primeira ordem entre as variáveis. A partir de então a seleção de variáveis explicativas e interações nos modelos finais foi realizada com uma abordagem regressiva com base no AIC (Akaike, 1974), e no BIC (Schwarz, 1978).

Para avaliar o ajuste do modelo selecionado e influências dos registros individuais, foram utilizados gráficos de diagnóstico de resíduos e cálculos baseados na diagonal da matriz de projeção. Os testes de Kolmogorov-Smirnov e Breusch-Pagan (Breusch & Pagan, 1979) também foram empregados para verificar se os resíduos apresentaram distribuição normal e comportamento homocedástico.

Para comparar as séries temporais das CPUEs padronizadas obtidas com as três opções (A, B e C) foi utilizado o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis (Kruskal & Wallis, 1952). Testes posteriores de comparação múltipla de Kruskal-Wallis foram empregados nos casos em que o teste geral indicou a existência de diferenças significativas entre as CPUEs padronizadas. Todas as análises foram realizadas com o programa R 3.4.1 (R Core Team, 2017) e as funções “glm” (GLM) e “glmmTMB” do package “glmmTMB” (Magnusson et al., 2017).

Resultados e Discussão

As operações da frota brasileira cobrem grande parte do Atlântico Sul entre as longitudes 000° e 055°W e as latitudes 05°N e 50°S (Figura 1). Os valores mostrados no mapa são a soma do número de peixes capturados entre 1990 e 2012, conforme relatado no conjunto de dados. Foram observadas

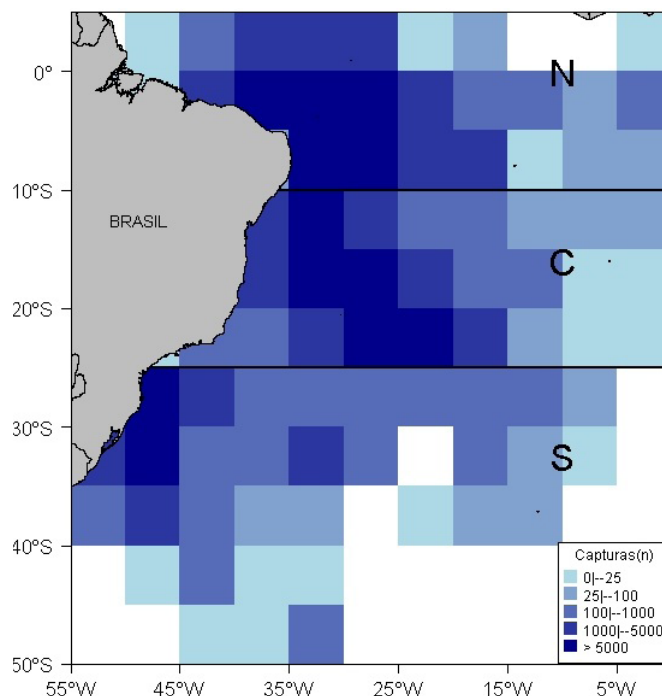


Figura 1. Distribuição das capturas de *Xiphias gladius* no Atlântico Sul por área durante o período de 1990 a 2012. Áreas de pesca: N – Norte; C – Centro e S – Sul.

capturas de espadarte elevadas (> 5000) em todo o Atlântico Sul, mas principalmente nas áreas norte e central.

Diagramas de caixa da CPUE são apresentados na Figura 2. A variabilidade da CPUE é elevada em todos os anos estudados. Há também grande aumento das taxas de captura a partir de 2003. Por meio dos testes posteriores de comparação múltipla de Kruskal-Wallis, não foram observadas diferenças estatísticas a 5% de probabilidade nas CPUEs entre os anos: 2008, 2010 e 2012; 2008, 2010 e 2011; 2003, 2007, 2009; 1990, 1996, 1997 e 2004; 1993 e 2000; 1991, 1993, 1995, 1999 e 2002; 1995 e 1992.

Os valores da CPUE no primeiro e no quarto trimestre tendem a ser estatisticamente menores do que os do segundo e terceiro trimestres, considerando um nível de significância de 5% nos testes posteriores de comparação múltipla de

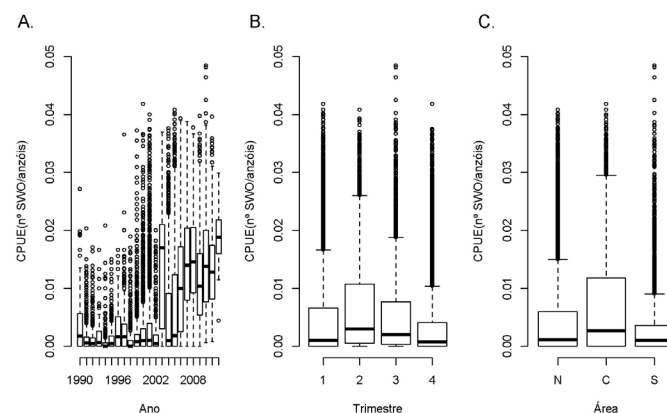


Figura 2. Captura por unidade de esforço (CPUE) do *Xiphias gladius* no Atlântico Sul por ano (1990 a 2012) (A), trimestre (B) e área (N - norte; C - centro; S - sul)(C).

Kruskal-Wallis. Verifica-se ainda que as CPUEs de espadarte foram estatisticamente diferentes nos trimestres e áreas, sendo, em geral, mais elevadas na área central.

As estatísticas dos modelos selecionados com distribuições Poisson e Binomial Negativa para calcular as CPUEs padronizadas do espadarte utilizando as três abordagens são apresentadas na Tabela 1.

O modelo de Poisson, candidato natural em se tratando de dados de contagem, foi o pior para todas as abordagens, quando consideradas as estatísticas AIC, BIC e log-verossimilhança (Tabela 1). Além disso, a deviança residual foi muito superior aos graus de liberdade residual, indicando que o modelo não tem ajuste satisfatório pelo teste qui-quadrado ($p < 0,001$). Modelos com resposta binomial negativa foram utilizados para corrigir problemas de sobredispersão. Dentre os modelos ajustados para a Abordagem A, o modelo com estrutura ($S = \beta_0 + \beta_1 F + \beta_2 Y + \beta_3 H + \beta_4 A + \beta_5 T + \beta_6 N + \epsilon$), foi o modelo mais parcimonioso e que melhor representou a padronização da CPUE do *Xiphias gladius* pescado pela frota brasileira no período de 1990 a 2012 (Tabela 1).

Para a abordagem B, que considera a inclusão do ano (Y) como efeito fixo principal e também em interações de efeitos fixos, o modelo mais parcimonioso foi o modelo com estrutura ($S = \beta_0 + \beta_1 F + \beta_2 Y + \beta_3 H + \beta_4 A + \beta_5 T + \beta_6 N + \beta_7 F:H + \beta_8 F:A + \beta_9 F:T + \beta_{10} F:N + \beta_{11} Y:H + \beta_{12} Y:N + \beta_{13} H:T + \beta_{14} H:N + \beta_{15} A:T + \beta_{16} A:N + \beta_{17} T:N + \epsilon$). Os modelos ajustados com a abordagem C, que considera a inclusão do ano (Y) como efeito fixo principal e também em interações de efeitos aleatórios foram os que apresentaram menores valores nas estatísticas de log-verossimilhança, AIC e BIC. Dentre os modelos ajustados para a abordagem C, o modelo com estrutura ($S = \beta_0 + \beta_1 F + \beta_2 Y + \beta_3 H + \beta_4 A + \beta_5 T + \beta_6 N + \beta_7 F:H + \beta_8 F:A + \beta_9 F:T + \beta_{10} F:N + \beta_{11} Y:H + \beta_{12} Y:N + \beta_{13} H:T + \beta_{14} H:A + \beta_{15} H:N + \beta_{16} A:T + \beta_{17} A:N + \beta_{18} T:N + \epsilon$) com resposta binomial negativa (Tabela 1) foi o que melhor descreveu os dados.

Na análise dos resíduos foram identificados problemas nos modelos selecionados para cada abordagem. As distribuições dos resíduos para a abordagem A apresentam comportamentos heterocedásticos (Figura 3A), confirmado pelo teste de Breusch-Pagan ($p < 0,05$). Na Figura 3B, nota-se que há indícios de viés nas estimativas. Os resíduos não possuem uma distribuição normal (Figura 3C), confirmado pelo teste de Kolmogorov-Smirnov ($p < 0,05$). Altos valores de resíduos são associados a um baixo valor de alavancagem

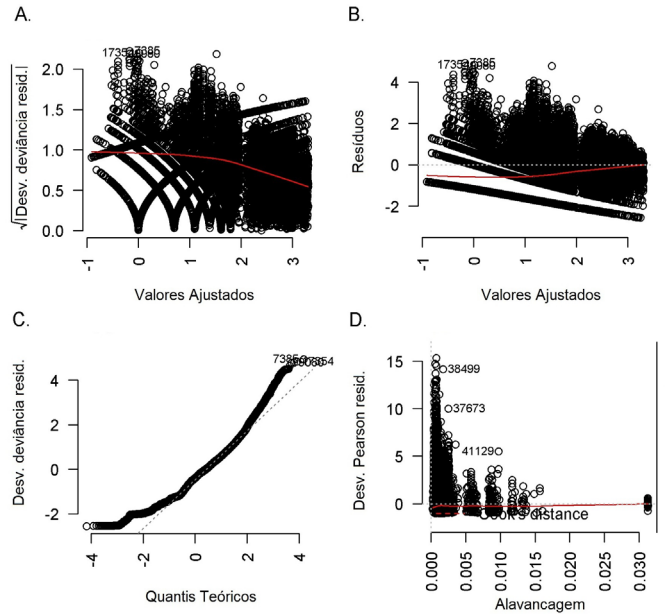


Figura 3. Diagnóstico dos resíduos do modelo binomial ajustado com a abordagem A (ano incluído no modelo apenas como efeito fixo principal) para padronização da captura por unidade de esforço do *Xiphias gladius* capturado pela frota brasileira no Atlântico Sul de 1990 a 2012.

(diagonal da matriz de projeção) (Figura 3D). As distâncias de Cook foram inferiores a 0,5.

No caso da abordagem B, também há violações das suposições do modelo. Os resíduos são heterocedásticos (Figura 4A), confirmado pelo teste de Breusch-Pagan ($p < 0,05$). Há indícios de viés nas estimativas (Figura 4B), a distribuição de probabilidade dos resíduos não é normal, confirmado pelo teste de Kolmogorov-Smirnov ($p < 0,05$) (Figura 4C) e, as observações que correspondem a resíduos relativamente elevados têm pouco poder de alavancagem (Figura 4D). Além disso, nota-se presença de outlier que destoa de forma acentuada do restante dos dados.

Na abordagem C os problemas são semelhantes. Resíduos heterocedásticos, confirmado pelo teste de Breusch-Pagan ($p < 0,05$), há indícios de viés nas estimativas (Figura 5A) e a distribuição de probabilidade dos resíduos não é normal, confirmado pelo teste de Kolmogorov-Smirnov ($p < 0,05$) (Figura 5C e Figura 5D). Devido à singularidade da matriz Hessiana, alguns critérios de convergência não foram satisfeitos, o que impossibilitou a obtenção das medidas de

Tabela 1. Comparativo dos modelos ajustados para padronização da captura por unidade de esforço do *Xiphias gladius* capturado pela frota brasileira no Atlântico Sul de 1990 a 2012.

Abordagens	Distribuições	Deviança residual	GL residual	LogLik	BIC	AIC	Theta
A	Poisson	163787	34109	-124722	249820	249516	-
A	Binomial Negativa	38583	34109	-86526	173439	173126	1,00
B	Poisson	135296	34007	-110477	222394	221230	-
B	Binomial Negativa	38348	34009	-82651	166731	165575	1,42
C	Poisson	179354	34097	-89677	179855	179450	-
C	Binomial Negativa	159518	34096	-79759	160029	159616	2,55

Nota: *Abordagem A* - Modelo com ano apenas como efeito fixo; *Abordagem B* - Modelo com ano como efeito fixo e também em interação de efeito fixo; *Abordagem C* - Modelo com ano como efeito fixo e também em interação de efeito aleatório. GL Residual – graus de liberdade residual; LogLik – estatística de log-verossimilhança; BIC – critério de informação Bayesiano; AIC – critério de informação de Akaike.

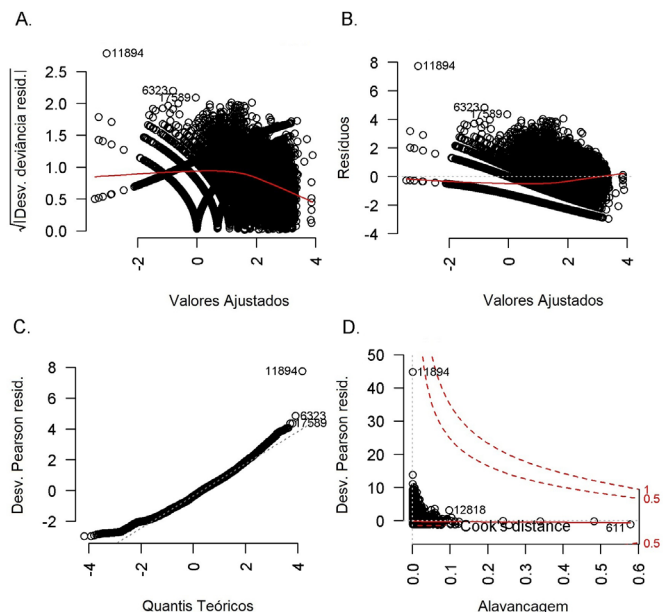


Figura 4. Diagnóstico dos resíduos do modelo binomial ajustado com a abordagem B (ano incluído no modelo como efeito fixo principal, mas também em interações de efeito fixo) para padronização da captura por unidade de esforço do *Xiphias gladius* capturado pela frota brasileira no Atlântico Sul de 1990 a 2012.

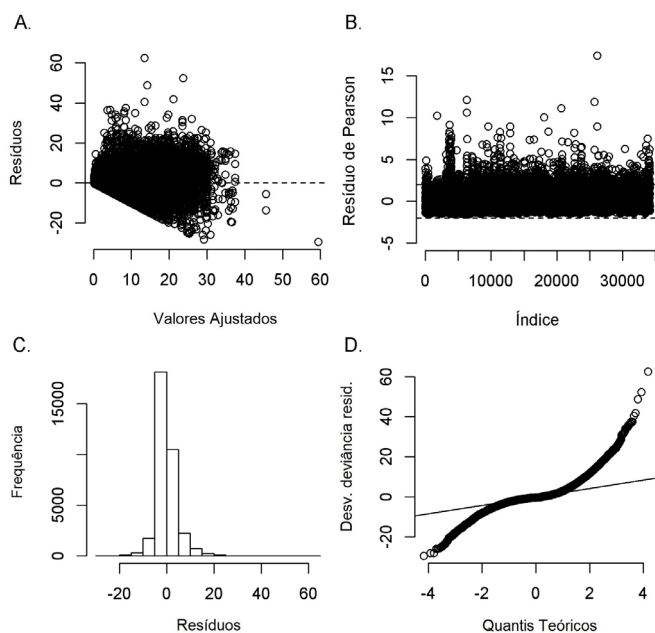


Figura 5. Diagnóstico dos resíduos do modelo binomial ajustado com a abordagem C (ano incluído como efeito fixo principal e também nas interações de efeito aleatório) para padronização da captura por unidade de esforço do *Xiphias gladius* capturado pela frota brasileira no Atlântico Sul de 1990 a 2012.

alavanca e consequentemente do resíduo padronizado e da distância de Cook aproximada.

As CPUEs padronizadas calculadas com base nas abordagens A, B e C são apresentadas na Figura 6. As estimativas foram escalonadas como $z = (x - \bar{x})/s$ para facilitar a comparação.

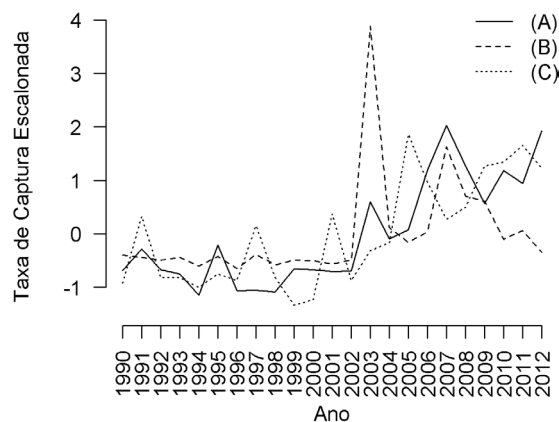


Figura 6. Taxa de captura por unidade de esforço (CPUE) padronizada calculada com as abordagens A, B e C. As estimativas foram escalonadas calculando a diferença entre o valor original e a média da série, dividido pelo desvio padrão da série.

De modo geral, nota-se que no período compreendido entre 1990 e 2001 não houve tendências gerais definidas para as séries avaliadas com as três abordagens, no entanto a partir do ano 2002 verifica-se uma tendência crescente nas séries avaliadas com as abordagens A e C. CPUEs padronizadas mais elevadas foram verificadas nos anos de 2007 para a abordagem A, no ano de 2003 para a abordagem B e em 2005 para a abordagem C. Contudo, a estimativa do índice padronizado com a abordagem B para o ano de 2003 é bastante imprecisa.

Como a inspeção visual é subjetiva, foi utilizado o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis para comparar as CPUEs padronizadas com as três abordagens em cada ano avaliado. Os resultados são apresentados na Tabela 2. A escolha pelo teste de Kruskal-Wallis foi realizada após identificar, com o teste de Kolmogorov-Sminorv ($p < 0,05$), que as previsões do modelo para cada abordagem não são normalmente distribuídas, sendo necessário o uso de um teste estatístico não-paramétrico. A partir dos resultados obtidos com o teste de Kruskal-Wallis e considerando as comparações anuais entre as CPUEs padronizadas com as três abordagens, foi comprovado que apenas nos anos de 1991, 1998 e 2011 não houve diferenças significativas a 5% de probabilidade entre as abordagens A, B e C. Em adição, nos anos de 1990, 2001, 2003, 2004, 2007, 2008 e 2012 houve diferenças significativas entre as CPUEs padronizadas com as três abordagens. Por meio dos testes posteriores de comparação múltipla de Kruskal-Wallis, não foram constatadas diferenças significativas entre as CPUEs padronizadas com as abordagens A e B nos anos de 1991 a 1995, 1998 a 2000, 2002, 2005, 2006 e 2011. Para as abordagens A e C não houve diferenças significativas entre as CPUEs padronizadas nos anos 1991, 1994, 1996, 1998, 2009 e 2011. Para as abordagens B e C não houve diferenças significativas nas estimativas das CPUEs padronizadas nos anos de 1991, 1996 a 1998, 2005, 2010 e 2011. De forma geral, verificou-se que as estimativas das CPUEs padronizadas com as abordagens A e B foram as mais semelhantes.

Na maioria dos artigos sobre padronização da CPUE, assume-se que as estimativas dos parâmetros para os níveis do

Tabela 2. Teste de Kruskal-Wallis para comparação anual entre as abordagens A, B e C. GL – graus de liberdade.

Ano	Qui-quadrado	Gl	p-valor	Abordagens
1990	42,10	2	7,2e-10*	A ^a , B ^b , C ^c
1991	4,39	2	0,11130	A ^a , B ^a , C ^a
1992	20,72	2	3,2e-05*	A ^a , B ^a , C ^b
1993	25,25	2	3,3e-06*	A ^a , B ^a , C ^b
1994	6,58	2	0,03728*	A ^{ab} , B ^a , C ^b
1995	40,22	2	1,9e-09*	A ^a , B ^a , C ^b
1996	5,10	2	0,07814	A ^a , C ^{ab} , B ^b
1997	29,48	2	4,0e-07*	A ^b , B ^a , C ^a
1998	1,56	2	0,45770	A ^a , B ^a , C ^a
1999	105,33	2	< 2,2e-16*	A ^a , B ^a , C ^b
2000	82,83	2	< 2,2e-16*	A ^a , B ^a , C ^b
2001	18,98	2	7,6e-05*	A ^a , B ^b , C ^c
2002	24,16	2	5,7e-06*	A ^a , B ^a , C ^b
2003	163,39	2	< 2,2e-16*	A ^a , B ^b , C ^c
2004	46,58	2	7,7e-11*	A ^a , B ^b , C ^c
2005	6,90	2	0,03179*	A ^b , B ^{ab} , C ^a
2006	11,33	2	0,00347*	A ^a , B ^a , C ^b
2007	98,52	2	< 2,2e-16*	A ^a , B ^b , C ^c
2008	53,96	2	1,9e-12*	A ^a , B ^b , C ^c
2009	32,25	2	9,9e-08*	A ^b , B ^a , C ^b
2010	7,66	2	0,02164*	A ^a , B ^b , C ^b
2011	0,65	2	0,72290	A ^a , B ^a , C ^a
2012	49,01	2	2,3e-11*	A ^a , B ^b , C ^c

Nota: *Abordagem A* - Modelo com ano apenas como efeito fixo; *Abordagem B* - Modelo com ano como efeito fixo e também em interação de efeito fixo; *Abordagem C* - Modelo com ano como efeito fixo e também em interação de efeito aleatório. ^{a,b,c}Abordagens estatisticamente diferentes. Nível de significância: $p < 0,05$ (*).

fator ano refletem a variação anual da biomassa (Maunder & Punt, 2004). Existem três alternativas para lidar com os efeitos das interações entre o ano e outros fatores ao estimar a série temporal da CPUE padronizada: 1) não as incluir como efeito fixo (abordagem A) ou 2), as incluir como efeitos aleatórios (Abordagem C), o que é de certa forma uma outra maneira de ignorá-las; ou 3) considerá-las (abordagem B), sendo que algum tipo de média ponderada pode ser calculada sobre os termos de interação para obter uma solução marginal para ano. Nas reuniões da ICCAT foram utilizadas as abordagens relativas à inclusão do ano nas interações (fixas ou aleatórias) (fixas - Carneiro et al., 2015; Tsai & Liu, 2016; aleatórias - Arocha et al., 2016; Walter & Laretta, 2016). Neste trabalho, os resultados dos testes de hipóteses indicaram que as CPUEs de espadarte calculadas com as abordagens A, B e C foram significativamente diferentes em vários anos avaliados. Esta é uma indicação de que, a escolha da metodologia afeta o entendimento sobre a situação do estoque.

De acordo com Venables & Dichmont (2004) o uso de GLMMs é recomendado na ciência da pesca, uma vez que os registros de captura e esforço provenientes das mesmas embarcações em momentos diferentes, provavelmente, são correlacionados. A propriedade que os termos aleatórios têm de induzir correlações entre as observações é possivelmente o efeito mais importante de um modelo de efeitos mistos, pois permitem que uma medida de integração de dados ocorra na análise, a denominada propriedade de “*borrowing strength*”. Nos GLMMs, os termos aleatórios não contribuem para a parte

fixa da média, mas os componentes de variância associados a eles aumentam a variabilidade das previsões de forma adequada (Venables & Dichmont, 2004; Crawley, 2007). A análise dos índices de abundância pelo GLM pode subestimar o nível de variabilidade, uma vez que ignora a natureza agrupada dos reboques dentro das embarcações (Helser et al., 2004; Baum & Blanchard, 2010). Hinde & Demetrio (1998) destacam que à violação da suposição de independência imposta no GLM pode trazer como consequência, inferências incorretas dos parâmetros da regressão devido a erros padrões subestimados e estimadores ineficientes.

Os GLMMs têm sido cada vez mais empregados nas padronizações da CPUE. Comumente, a distribuição binomial negativa é utilizada para dados de contagem sobredispersos tanto nos GLMM como nos GLM (Ijima, 2017). Neste trabalho, os modelos binomiais negativos foram os mais adequados para obtenção das séries padronizadas de CPUEs do espadarte capturados pela frota brasileira no Atlântico Sul. Estudos realizados por Vieira (2015) também revelaram a superioridade do modelo binomial negativo com função de ligação logarítmica para a padronização da CPUE dos espadartes capturados no Atlântico Sul, após o ajuste de diversos modelos pertencentes à classe de Modelos Lineares Generalizados (GLM) para dados de contagens, levando em conta a suposta sobredispersão e o excesso de zeros presente nos dados.

Considerando a estimativa de CPUE padronizada de espadarte como um índice de abundância relativo, os resultados obtidos com a abordagem A e C sugerem que a biomassa do estoque de espadarte do Atlântico Sul aumentou a partir do ano 2003, indicando que a pesca atuneira no Atlântico Sul tem sido realizada de forma sustentável. Os resultados obtidos com a abordagem B sugere que a abundância do estoque variou ao longo dos anos estudados, mas sem afetar fortemente o estoque da espécie. Esses resultados são concordantes com as conclusões e recomendações da ICCAT quanto à avaliação do referido estoque. Contudo, esta interpretação deve ser tomada com cautela, pois se analisaram dados relativos apenas ao período de 1990 a 2012. Para se obter uma interpretação do estado atual do estoque, seria necessário estudos incluindo os anos mais recentes. Outra observação importante é que nesta análise foi utilizado dados de uma frota somente (Brasil). Pesquisas similares com outros conjuntos de dados e frotas devem ser encorajadas para investigar se as diferenças entre as estimativas são tão altas quanto as que foram obtidas com a frota brasileira.

Conclusões

Apenas nos anos de 1991, 1998 e 2011 não houve diferenças significativas entre as três abordagens ($p < 0,05$), indicando que a escolha de abordagem pode conduzir a resultados equivocados sobre a situação do estoque quando analisado apenas os anos isoladamente. Verificou-se ainda que as estimativas anuais das CPUEs padronizadas com as abordagens A (ano incluído no modelo apenas como efeito

fixo principal) e B (ano incluído no modelo como efeito fixo principal, mas também em interações de efeito fixo) foram as mais semelhantes.

As tendências temporais das estimativas de CPUEs padronizadas com as abordagens A e C (ano incluído como efeito fixo principal e também nas interações de efeito aleatório) não são tão diferentes, indicando que as conclusões sobre a situação do estoque utilizando essas abordagens são semelhantes e sugerem que a pesca atuneira no Atlântico Sul tem sido realizada de forma sustentável. Para as abordagens A e C os valores das CPUEs aumentaram a partir de 2003. Já para a abordagem B os valores de CPUEs aumentam em 2003, mas diminuem em 2010, 2011 e 2012.

Os modelos binomiais negativos foram os mais adequados para obtenção das séries padronizadas de CPUEs do espadarte capturados pela frota brasileira no Atlântico Sul. No entanto, os modelos selecionados para a estimativa da CPUE padronizada utilizando as abordagens A, B e C merecem atenção e são questionáveis, visto que pressupostos foram violados e identificados pelo diagnóstico dos resíduos. Diante deste fato, sugere-se como trabalho futuro a utilização dos modelos aditivos generalizados para posição, escala e forma (GAMLSS) que permitem flexibilidade na modelagem estatística.

Literatura Citada

- Akaike, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v.19, n.6, p.716-723, 1974. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>.
- Arocha, F., Ortiz, M., Marcano, J. H. Standardized catch rates for blue shark (*Prionace glauca*) from the Venezuelan pelagic longline fishery in the Caribbean Sea and adjacent waters of the North Atlantic Ocean: period 1994-2013. *Collective Volume of Scientific Papers ICCAT*, v.72, n.4, p.1033-1043, 2016. https://www.iccat.int/Documents/CVSP/CV072_2016/n_4/CV072041033.pdf. 08 May. 2018.
- Baum, J. K.; Blanchard, W. Inferring shark population trends from generalized linear mixed models of pelagic longline catch and effort data. *Fisheries Research*, v. 102, n. 3, p. 229-239, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2009.11.006>.
- Bernasconi, J. F.; Perier, M. R.; Digiacomio, E. E. Standardized catch rate of cockfish, *Callorhynchus callorhynchus*, in a bottom trawl fishery of Patagonia: Is it possible its use as a predictor of abundance trend? *Brazilian Journal of Oceanography*, v. 63, n. 2, p. 147-160, 2015. <https://doi.org/10.1590/S1679-87592015093606302>.
- Breslow, N. E and Clayton, D. G. Approximate inference in generalized linear mixed models. *Journal of the American Statistical Association*. v. 88, n. 421, p.9-25, 1993. <https://doi.org/10.2307/2290687>.
- Breusch, T. S.; Pagan, A. R. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica*, v.47, n.5, p. 1287-1294, 1979. <https://doi.org/10.2307/1911963>.
- Campbell, R. CPUE standardization and the construction of indices of stock abundance in a spatially varying fishery using general linear models. *Fisheries Research*, v. 70, n. 2-3, p. 209-227, 2004. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.026>.
- Carneiro, V., Fialho, E., Andrade, H. A. Updated standardized catch rates for skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) caught in the southwest of South Atlantic Ocean. *Collective Volume of Scientific Papers ICCAT*, v. 71, n. 1, p. 306-316, 2015. http://old.iccat.int/Documents/CVSP/CV071_2015/n_1/CV071010306.pdf. 08 May. 2018.
- Crawley, M. J. *The R book*. (Ed.). Chichester: John Wiley and Sons, 2007. 942 p.
- Food and Agriculture Organization - FAO. *FAO yearbook. Fishery and Aquaculture Statistics. 2014/FAO Annuaire*. 2016. <http://www.fao.org/3/a-i5716t.pdf>. 08 May. 2018.
- Helser, T. E.; Punt, A. E.; Methot, R. D. A generalized linear mixed model analysis of a multi-vessel fishery resource survey. *Fisheries Research*, v. 70, n. 2, p. 251-264, 2004. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.007>.
- Hinde, J.P.; Demétrio, C.G.B. Overdispersion: models and estimation. *Computation Statistics and Data Analysis*, v.27, n. 2, p.151-170. 1998. [https://doi.org/10.1016/S0167-9473\(98\)00007-3](https://doi.org/10.1016/S0167-9473(98)00007-3).
- International Commission for the Conservation of Atlantic Tunas - ICCAT. *Report for biennial period, 2014-15. Part I (2014)*. Madrid: ICCAT, 2015. v.2, p.145-164. https://www.iccat.int/Documents/BienRep/REP_EN_14-15_I-2.pdf. 08 May. 2018.
- Ijima, H. CPUE standardization of the Indian Ocean swordfish (*Xiphias gladius*) by Japanese longline fisheries: Using negative binomial GLMM and zero inflated negative binomial GLMM to consider vessel effect. In: *Working Party on Billfish (WPB)*, 15., 2017, San Sebastián. *Proceedings*. San Sebastián: Indian Ocean Tuna Commission, 2017. 32p. <http://www.iotc.org/documents/cpue-standardization-indian-ocean-swordfish-xiphias-gladius-japanese-longline-fisheries>. 08 May. 2018.
- Kruskal, W.H.; Wallis, W.A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. *Journal of the American Statistical Association*, v. 47, n. 260, p.583-621, 1952. <https://doi.org/10.2307/2280779>.
- Laplace, P. S. *Memoir on the probability of the causes of events*. *Statistical Science*, v. 1, n. 3, p. 364-378, 1986. <https://www.jstor.org/stable/2245476>. 31 Jul. 2018.
- Magnusson, A.; Skaug, H.; Nielsen, A.; Berg, C.; Kristensen, K.; Maechler, M.; Bentham, K. V.; Bolker, B.; Brooks, M. *glmmTMB: Generalized linear mixed models using template model builder*. 2017. <https://github.com/glmmTMB>. 28 Jul. 2018
- Maunder, M. N.; Punt, A. E. Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches. *Fisheries Research*, v. 70, n. 2, p. 141-159, 2004. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.002>.
- Mcculloch, E. C.; Searle, S. R. *Linear and generalized linear mixed models*. New York: Wiley, 2001. 257p. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-47946-0>.
- Mourato, B. L., Hazin, H., Hazin, F., Carvalho, F., De Amorim, A. F. Assessing Atlantic sailfish catch rates based on Brazilian sport fishing tournaments (1996-2014). *Boletim do Instituto de Pesca*, v. 42, n. 3, p. 625-634, 2016. <https://doi.org/10.20950/1678-2305.2016v42n3p625>.
- Nelder, J. A. and Wedderburn, R.W.M. Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, v.135, n. 3, p. 370-384, 1972. <https://doi.org/10.2307/2344614>.

- Oliveira, Í. A. de.; Hazin, H. G.; Hazin, F. H. V.; Travassos, P. E. P.; Da Silva, G. B.; Mourato, B. L.; Carvalho, F. Distribuição do agulhão negro no Atlântico Sul e Equatorial e potencial de estratégia de manejo espacial. *Boletim do Instituto de Pesca*, v. 41, n. 3, p. 607-617, 2015. https://www.pesca.sp.gov.br/41_3_607-617.pdf. 08 Mai. 2018.
- Quinn II, T. J.; Hoag, S. H.; Southward, G. M. Comparison of two methods of combining catch-per-unit-effort from geographic regions. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, v. 39, n. 6, p.837-846, 1982. <https://doi.org/10.1139/f82-114>.
- R Core Team. R: A Language and environment for statistical computing. Vienna: R Core Team, 2017. <https://www.R-project.org>. 10 Jul. 2018.
- Schwarz, G. Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*. v. 6, n.2, p.461-464., 1978. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>.
- Tsai, W. P.; Liu, K. M. Updated and revised standardized catch rates of Blue Sharks caught by the Taiwanese longline fishery in the Atlantic Ocean. *Collective Volume of Scientific Papers ICCAT*, v. 72, n. 5, p.1134-1149, 2016. https://www.iccat.int/Documents/CVSP/CV072_2016/n_5/CV072051134.pdf. 08 May. 2018.
- Venables, W. N.; Dichmont, C. M. GLMs, GAMs and GLMMs: an overview of theory for applications in fisheries research. *Fisheries Research*, v. 70, n. 2-3, p. 319-337, 2004. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.011>.
- Vieira, A. A. Modelagem da taxa de captura para o espadarte capturado pela frota espinheira brasileira no Atlântico Sul: enfoque transversal versus longitudinal. Tese de Doutorado. Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife: UFRPE, 2015. 106p. http://www.ppgbea.ufrpe.br/sites/www.ppgbea.ufrpe.br/files/documentos/tese_final_alejandro_alves_vieira.pdf. 08 Mai. 2018.
- Walter, J.; Lauretta, M. Standardized catch rates for bigeye tuna (*Thunnus obesus*) from the United States pelagic longline fishery. *Collect. Collective Volume of Scientific Papers ICCAT*, v. 72, n.2, p.311-342, 2016. https://www.iccat.int/Documents/CVSP/CV072_2016/n_2/CV072020311.pdf. 08 May. 2018.
- Wang, H.; Shih, C.; Hsu, C. Standardized catch per unit effort of Pacific bluefin tuna (*Thunnus orientalis*) by general linear model for Taiwanese small-scale longline fishery in the southwestern North Pacific Ocean. In: Meeting of the Pacific Bluefin Tuna Working Group, 2014, La Jolla. Working Papers. La Jolla: Southwest Fisheries Science Center, 2014. 20p. http://isc.fra.go.jp/pdf/PBF/ISC14_PBF/ISC_14_PBFW_G1_01.pdf. 08 May. 2018.