UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

INTERVALOS DE PREDIÇÃO NO MODELO BETA AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Bruna Gregory Palm

Santa Maria, RS, Brasil

2016

INTERVALOS DE PREDIÇÃO NO MODELO BETA AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS

Bruna Gregory Palm

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de
Pós-Graduação em Engenharia de Produção (PPGEP) da Universidade Federal
de Santa Maria (UFSM, RS),
como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção

Orientador: Prof. Dr. Fábio Mariano Bayer

Co-orientador: Prof. Dr. Renato J. Cintra

Santa Maria, RS, Brasil

2016

Palm, Bruna Gregory

INTERVALOS DE PREDIÇÃO NO MODELO BETA AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS / por Bruna Gregory Palm. – 2016.
102 f.: il.; 30 cm.

Orientador: Fábio Mariano Bayer
Co-orientador: Renato J. Cintra
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, RS, 2016.

1. βARMA. 2. Intervalos de predição. 3. Bootstrap. 4. Séries temporais. 5. Previsões. I. Bayer, Fábio Mariano. II. Cintra, Renato J.. III. Título.

E-mail: brunagpalm@gmail.com

Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

INTERVALOS DE PREDIÇÃO NO MODELO BETA AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS

elaborado por
Bruna Gregory Palm

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção

COMISSÃO EXAMINADORA:

Fábio Mariano Bayer, Dr.
(Presidente/Orientador)

Renato J. Cintra, Dr. (UFPE)
(Co-orientador)

Denis Altieri de Oliveira Moraes, Dr. (UFSM)

Flávio Augusto Ziegelmann, Dr. (UFRGS)

Santa Maria, 25 de Fevereiro de 2016.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Professor Fábio Bayer, pela disponibilidade, paciência, conselhos, e pela constante orientação.

Ao meu co-orientador, Professor Renato Cintra, pela colaboração e orientação neste trabalho.

Ao meu namorado, Vinícius, pelo amor, dedicação, paciência e companheirismo nesta etapa de privações.

Aos meus colegas de laboratório, pelo companheirismo, pelas conversas, conselhos e ajuda durante este período que passamos juntos.

Aos meus pais e minha irmã, por sempre me apoiarem e serem meu porto seguro.

À minha família e à família do Vinícius, por estarem sempre presentes.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UFSM, pela oportunidade concedida.

À CAPES, pelo apoio financeiro.

Aos participantes da banca examinadora, pelas colaborações para melhoria deste trabalho.

“Não compita com ninguém, você não tem que demonstrar nada a ninguém. Não tem que chegar aonde outra pessoa chegou, só precisa superar os seus próprios limites. Seja sua melhor versão!”

— Claudio Javier Tablada

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria

INTERVALOS DE PREDIÇÃO NO MODELO BETA AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS

AUTORA: BRUNA GREGORY PALM
ORIENTADOR: FÁBIO MARIANO BAYER
CO-ORIENTADOR: RENATO J. CINTRA
Local da Defesa e Data: Santa Maria, 25 de Fevereiro de 2016.

O modelo beta autorregressivo de médias móveis (βARMA) foi recentemente proposto para modelagem e previsão de variáveis contínuas no intervalo $(0, 1)$. As previsões pontuais e intervalares deste tipo de variável, por meio dos tradicionais modelos autorregressivos integrados de médias móveis (ARIMA), podem levar a valores fora do intervalo $(0, 1)$. Ainda, a construção de intervalos de predição para valores futuros usualmente assumem (i) aproximações pela distribuição normal e (ii) parâmetros do modelo conhecidos. Quando estas suposições não são satisfeitas, a probabilidade de cobertura dos intervalos pode ficar abaixo do valor nominal. Como alternativa a este problema, intervalos de predição bootstrap tendem a apresentar coberturas mais acuradas. Neste sentido, o presente trabalho propõe diferentes intervalos de predição para o modelo βARMA. Dois desses intervalos propostos são baseados em aproximações, considerando a distribuição normal e os quantis da distribuição beta. Também são consideradas adaptações dos intervalos de predição EPB, propostos para os modelos autorregressivos, e dos intervalos BCa, propostos para o modelo de regressão beta. São também propostos intervalos percentis com diferentes reamostras bootstrap, baseados nos quantis dos valores previstos. Os intervalos de predição propostos são avaliados por meio de simulações de Monte Carlo. O intervalo baseado nos quantis da distribuição beta foi eleito como o melhor entre os intervalos sem bootstrap, uma vez que não apresentou valores de taxa de cobertura muito distorcidos em diferentes cenários. Porém, ainda apresentou variabilidade no seu comportamento. O intervalo BCa apresentou valores bons e constantes em todas as medidas avaliadas e em todos os cenários considerados. Desta forma, o intervalo BCa foi eleito como o mais confiável. Aplicações em dados dos níveis dos mananciais do sistema de captação e tratamento de água para a Grande São Paulo e das taxas de desemprego na região metropolitana de São Paulo foram consideradas como forma de avaliar empiricamente os métodos propostos.

Palavras-chave: βARMA. Intervalos de predição. Bootstrap. Séries temporais. Previsões.

ABSTRACT

Master's Dissertation
Post-Graduate Program in Production Engineering
Federal University of Santa Maria

PREDICTION INTERVALS IN BETA AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE MODEL

AUTHOR: BRUNA GREGORY PALM
ADVISOR: FÁBIO MARIANO BAYER
COADVISOR: RENATO J. CINTRA
Defense Place and Date: Santa Maria, February 25th, 2016.

Usual point and interval forecasting based on the autoregressive integrated moving average models (ARIMA) may not be suitable for modelling variables defined over the interval (0, 1). In fact, such forecasting effect predicted values outside variable domain (0, 1). The construction of the prediction intervals usually assumes (i) normality or asymptotic normality and (ii) knowledge of the parameters. If these assumptions are not fully satisfied, then the nominal coverage of the prediction intervals may not be adequate. In order to address this issue, the beta autoregressive moving average model (βARMA), which is a regarded as a suitable tool for modelling and forecasting values defined over the interval (0, 1), was considered. The goal of the present work is to propose a suit of methods for computing prediction interval linked to the βARMA model. We introduced methods for obtaining approximate prediction intervals based on (i) the normal distribution and (ii) the beta distribution quantiles. We also introduced modifications to the interval with bootstrap prediction errors (BPE) proposed for autoregressive models; and to the BCa intervals proposed for beta regression model. Moreover, based on the quantiles of the predicted values, we proposed percentiles intervals for different types of bootstrapping. The proposed prediction intervals were evaluated according to Monte Carlo simulations. Assessed results indicated that the prediction intervals based on the quantiles of the beta distribution outperformed the discussed non-bootstrapping methods. Despite some variance effects, it offered better coverage rate values. However, the BCa based prediction intervals presented well-balance results in all considered test scenarios. Therefore, the BCa prediction interval was selected as the most reliable one. Empirical evaluations of the proposed methods were applied to two actual time series: (i) the water level of the Cantareira water supply system in São Paulo from January 2003 to August 2015 and (ii) the unemployment rate data in São Paulo from January 1991 to November 2005.

Keywords: βARMA. Predictions intervals. Bootstrap. Times series. Forecasting.

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE APÊNDICES

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

Os modelos de séries temporais são amplamente utilizados quando se deseja estudar o comportamento de dados dispostos ao longo do tempo. Por meio de ajustes de modelos em dados históricos, podem-se realizar previsões de valores futuros. A realização de previsões é um dos maiores objetivos ao se trabalhar com modelos de séries temporais, sendo um assunto de interesse de diversas áreas (TRUCÍOS; HOTTA, 2016). A sua importância se dá em função das vantagens que podem ser obtidas com o conhecimento do comportamento dos dados a longo prazo, possibilitando a tomada de decisão antecipadamente a um problema (CHATFIELD, 1993).

As previsões são muitas vezes dadas por meio de estimativas pontuais, sendo baseadas em valores passados da série (CHEUNG; WU; CHAN, 1998). Contudo, as previsões podem ser apresentadas de forma intervalar (PASCUAL; ROMO; RUIZ, 2005), por meio dos intervalos de predição. Um bom intervalo de predição é importante para avaliar futuras incertezas, permitindo o planejamento de diferentes estratégias para resoluções de distintos problemas que as previsões possam indicar. Esses intervalos também possibilitam a comparação de diferentes métodos de previsão, possibilitando a escolha do mais indicado aos dados e a exploração de diferentes cenários baseados em diversas suposições (CHATFIELD, 1993).

Em geral, a construção dos intervalos de predição em modelos de séries temporais faz suposições como (i) normalidade ou normalidade assintótica e (ii) conhecimento dos parâmetros (LANA, 2012; THOMBS; SCHUCANY, 1990). Contudo, essas suposições quando não plenamente satisfeitas podem afetar negativamente a cobertura nominal dos intervalos de predição (THOMBS; SCHUCANY, 1990). Uma alternativa para solucionar este problema é a utilização do método bootstrap (EFRON, 1979) na construção de intervalos de predição mais acurados. Os métodos bootstrap vêm sendo amplamente utilizados em modelos de séries temporais objetivando diferentes melhoramentos inferenciais (CLEMENTS; KIM, 2007). Alguns exemplos são a correção de viés dos estimadores (KILIAN, 1998), a construção de intervalos de confiança para os parâmetros (SPIERDIJK, 2016), a proposição de critérios de seleção de modelos (CAVANAUGH; SHUMWAY, 1997), bem como a realização de testes de hipóteses (MORLEY; SINCLAIR, 2009).

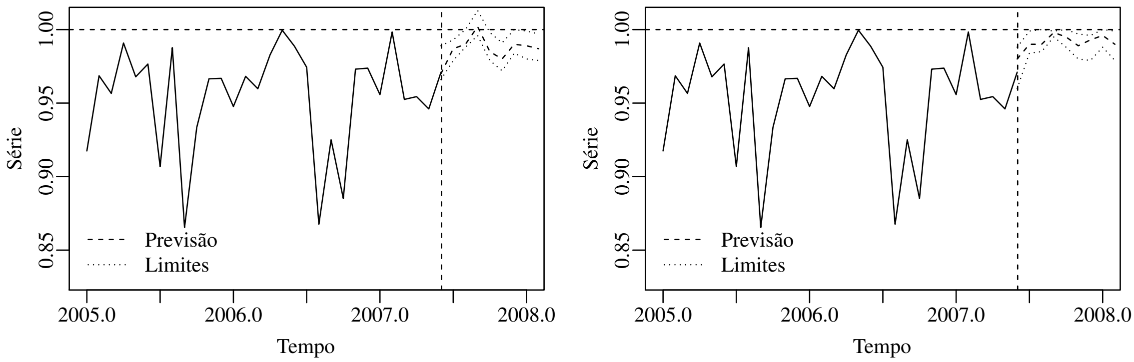
Os usuais modelos de séries temporais para modelagem e previsões de dados ao longo do tempo são os modelos autorregressivos integrados de médias móveis (ARIMA) (BOX; JEN-

KINS; REINSEL, 2008). Contudo, por pressupor normalidade aos dados, eles nem sempre são os mais adequados. O comportamento e a característica dos dados devem ser levados em consideração para a obtenção de melhores ajustes e previsões acuradas. Por exemplo, previsões com o modelo ARIMA em dados restritos ao intervalo $(0, 1)$, como taxas e proporções, podem gerar valores fora dos limites determinados (CRIBARI-NETO; ZEILEIS, 2010; FERRARI; PINHEIRO, 2011). Isto acontece pelo fato do suporte da distribuição normal ser toda a reta real e não apenas o intervalo $(0, 1)$.

Uma alternativa para modelagem mais adequada destes dados duplamente limitados é a transformação da variável de interesse. Porém, os resultados seriam interpretados em termos da variável transformada e não em relação a média da variável de interesse (CRIBARI-NETO; ZEILEIS, 2010). Nesse sentido, uma possibilidade para contornar este problema é a utilização do modelo beta autorregressivo de médias móveis (βARMA) (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009) para modelar dados contínuos no intervalo $(0, 1)$. Este modelo, assim como o modelo de regressão beta (FERRARI; CRIBARI-NETO, 2004), assume distribuição beta para a variável de interesse. A realização de previsões de dados contínuos no intervalo $(0, 1)$ pelo modelo βARMA acarreta em valores previstos mais próximos da natureza deste tipo de dados, possibilitando previsões mais condizentes com os valores reais. Este fato se dá em razão da distribuição beta ter seu suporte restrito ao intervalo unitário padrão, evitando o caso irreal de previsões fora do intervalo $(0, 1)$. Como exemplo motivacional, a Figura 1.1 apresenta uma comparação do uso dos modelos ARMA e βARMA para realização de previsões pontuais e por meio de intervalos de predição em dados contínuos em $(0, 1)$. Quando considerado o modelo ARMA, pode-se observar um valor previsto, bem como o limite superior do intervalo de predição neste ponto, acima do valor 1, fora dos possíveis valores da variável de interesse. Já para o modelo βARMA, os valores previstos e a construção dos limites de predição resultam em valores dentro do intervalo $(0, 1)$.

O trabalho de Rocha e Cribari-Neto (2009) apresenta detalhes sobre inferências pontuais, testes de hipóteses em grandes amostras e previsões pontuais, mas não considera intervalos de predição. Ao nosso melhor conhecimento, a literatura não exibe nenhum trabalho abordando o problema de intervalos de previsão para o modelo βARMA. Assim, é identificada uma lacuna na literatura a que o presente trabalho objetiva oferecer um primeiro tratamento.

O presente trabalho considerou diferentes métodos de construção de intervalos de predição para o modelo βARMA. Um dos métodos foi baseado nos quantis da distribuição beta.



(a) Modelo ARMA (b) Modelo βARMA

Figura 1.1 – Valores previstos pelos modelos ARMA e βARMA e seus respectivos intervalos de predição.

Este intervalo e uma adaptação do método proposto para os modelos ARMA considerando a distribuição normal e a variância do erro de previsão (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008), foram considerados sem bootstrap. As alternativas propostas por Espinheira, Ferrari e Cribari-Neto (2014) para construção dos intervalos de predição para o modelo de regressão beta foram adaptados para o modelo βARMA. Outras alternativas foram adaptações dos métodos propostos por Masarotto (1990) para os modelos autorregressivos. Também foi considerado um intervalo baseado nos quantis dos valores previstos por diferentes tipos de reamostras bootstrap.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

O principal objetivo deste trabalho é a proposição de intervalos de predição para o modelo beta autorregressivo de médias móveis (βARMA).

1.1.2 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral proposto, pontuam-se os seguintes objetivos específicos:

- Revisão de literatura sobre modelos de séries temporais, intervalos de predição e intervalos de predição bootstrap;
- Proposição de intervalos de predição aproximados;
- Proposição de intervalos de predição bootstrap;
- Avaliação numérica via simulação de Monte Carlo dos intervalos de predição propostos;
- Aplicações dos intervalos de predição para previsões de variáveis do tipo taxas e proporções como forma de avaliar empiricamente os métodos propostos.

1.2 Estrutura do trabalho

Esta dissertação está organizada da seguinte forma. Este primeiro capítulo contém introdução e objetivos da dissertação. No Capítulo 2, é exibida uma breve revisão de literatura sobre os modelos de séries temporais. Além disso, é apresentado o modelo βARMA, abordando estimação dos parâmetros, matriz de informação de Fisher e estrutura do modelo. No Capítulo 3, são introduzidos e apresentados os intervalos de predição propostos, em suas versões com e sem método bootstrap. Também são apresentados os distintos tipos de métodos de bootstrap utilizados neste trabalho. No Capítulo 4, é apresentada a metodologia utilizada nas simulações de Monte Carlo e os resultados numéricos das avaliações dos intervalos de predição. No Capítulo 5, são apresentadas aplicações em dados reais, sendo a primeira referente aos dados sobre níveis dos mananciais do sistema de captação e tratamento de água para a Grande São Paulo (Sistema Cantareira) e a segunda refere-se aos dados de taxas de desemprego em São Paulo. Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões do trabalho.

2 O MODELO BETA AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS

Este capítulo apresenta uma breve introdução aos conceitos mais usuais de séries temporais. Também dispõem de informações sobre o modelo βARMA, como estimação dos parâmetros, matriz de informação de Fisher, estrutura do modelo e informações para realização de previsões.

2.1 Introdução

Uma série temporal é um conjunto de observações obtidas sequencialmente em um determinado período de tempo (SHUMWAY; STOFFER, 2011). Alguns exemplos: número mensal de acidentes de trabalho ao longo do tempo, proporção de peças defeituosas em uma linha de produção avaliadas diariamente, proporção de peças devolvidas no mês, entre outras.

O principal objetivo de uma análise de séries temporais é encontrar um modelo matemático que apresente uma descrição plausível dos dados. Para isso, usualmente considera-se a dependência temporal nos dados observados. Assim, torna-se possível a identificação do processo gerador da série e a extração de informações relevantes nas observações, possibilitando a realização de previsões confiáveis (SHUMWAY; STOFFER, 2011).

Os modelos de séries temporais mais usuais são os tradicionais modelos da classe ARIMA. Os modelos autorregressivos com heterocedasticidade condicional (ARCH) (ENGLE, 1982) e os modelos autorregressivos com heterocedasticidade condicional generalizada (GARCH) (BOLLERSLEV, 1986) são amplamente utilizados para modelar a volatilidade. Os modelos autorregressivo fracionariamente integrado de médias móveis (ARFIMA) (GRANGER; JOYEUX, 1980) são modelos de memória longa usuais em dados financeiros e econômicos. O modelo autorregressivo de médias móveis generalizado (GARMA) (BENJAMIN; RIGBY; STASINOPOULOS, 2003) modela dados da família exponencial, estendendo os modelos lineares generalizados (MLG) (MCCULLAGH; NELDER, 1989) para dados de séries temporais. Um alternativa para modelagem de mais de uma série ao mesmo tempo e analisar o impacto entre elas são os modelos de vetores autorregressivos (VAR) (SIMS, 1980; LUTKEPOHL, 1991).

Diversos outros trabalhos abordam melhoramentos inferenciais ou extensões desses modelos de séries temporais. Por exemplo, em Miguel e Pilar (1998) são encontrados intervalos de predição bootstrap para os modelos ARCH. Inferências preditivas utilizando a metodologia bootstrap nos modelo ARIMA são apresentadas por Pascual, Romo e Ruiz (2004). Previsões bootstrap para os modelos GARCH são verificados em Pascual, Romo e Ruiz (2006). Em Franco e Reisen (2007) são apresentados detalhes sobre diferentes aproximações bootstrap e intervalos de confiança bootstrap. Box, Jenkins e Reinsel (2008) apresentam a construção de modelos estocásticos para séries temporais, abordando diferentes tópicos sobre o assunto, como realização de previsões, inferências sobre o modelo, entre outros. Trucíos e Hotta (2016) apresentam intervalos de predição bootstrap para os modelos GARCH. Assim, verifica-se uma literatura amplamente rica com aplicações e desenvolvimentos metodológicos sobre diferentes problemas em séries temporais, enquanto que, para o modelo βARMA, os trabalhos praticamente inexistem.

Os modelos usuais como o ARIMA apresentam, em geral, boas previsões e bons intervalos de predição (SHIMIZU, 2009), porém supõem que a variável de interesse tenha a distribuição normal (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008), o que nem sempre é possível. Considerar um modelo adequado para modelar variáveis restritas a intervalos $(0, 1)$, como taxas e proporções, torna-se importante, pois deve-se considerar o eventual comportamento assimétrico deste tipo de dados (FERRARI; PINHEIRO, 2011; CRIBARI-NETO; ZEILEIS, 2010). A densidade beta, assumida como suposição no modelo βARMA, ao contrário da distribuição normal, é bastante flexível, acomodando distribuições simétricas, assimétricas, em forma de jota, jota invertido, entre outras (FERRARI; CRIBARI-NETO, 2004), conforme será apresentado a seguir.

2.2 Estrutura do modelo

O modelo βARMA proposto por Rocha e Cribari-Neto (2009) pode ser definido da seguinte forma. Seja $y = (y_1, y_2, \ldots, y_n)^\top$ um vetor com n variáveis aleatórias, em que y_t, $t = 1, 2, \ldots, n$, possui distribuição condicional dada por um conjunto de informações prévias $\mathcal{F}_{t-1}$, sendo $\mathcal{F}_{t-1}$ a menor σ-álgebra em que as variáveis $y_1, y_2, \ldots, y_{t-1}$ são mensuráveis, seguindo distribuição Beta(μ_t, ϕ), em que μ_t é o parâmetro de média e ϕ é o parâmetro de precisão. A densidade condicional de y_t, dado $\mathcal{F}_{t-1}$, é definida como:

$$f(y_t \mid \mathcal{F}_{t-1}) = \frac{\Gamma(\phi)}{\Gamma(\mu_t\phi)\Gamma((1-\mu_t)\phi)} y_t^{\mu_t\phi-1}(1-y_t)^{(1-\mu_t)\phi-1}, \quad 0 < y_t < 1. \tag{2.1}$$

A média e a variância condicional de y_t são dadas, respectivamente, por:

$$\mathrm{E}(y_t \mid \mathcal{F}_{t-1}) = \mu_t,$$

$$\mathrm{Var}(y_t \mid \mathcal{F}_{t-1}) = \frac{V(\mu_t)}{1+\phi},$$

em que $V(\mu_t) = \mu_t(1-\mu_t)$ é denotada por função de variância e ϕ pode ser interpretado como o inverso da dispersão, uma vez que quanto maior for o valor de ϕ, dado um valor de μ_t, menor será o valor da variância de y_t (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009).

Desta forma, o modelo βARMA(p, q) pode ser definido pela seguinte estrutura:

$$g(\mu_t) = \eta_t = \beta + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i g(y_{t-i}) + \sum_{j=1}^{q} \theta_j r_{t-j}, \tag{2.2}$$

em que $\beta \in \mathbb{R}$ é uma constante, $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \ldots, \varphi_p)^\top$ e $\theta = (\theta_1, \theta_2, \ldots, \theta_q)^\top$ são os parâmetros autorregressivos e de médias móveis, respectivamente, $g(\cdot)$ é uma função de ligação estritamente monótona e duas vezes diferenciável em que $g : (0, 1) \to \Re$, assim como no modelo de regressão beta (FERRARI; CRIBARI-NETO, 2004). O termo de erro de médias móveis é definido por $r_t = g(y_t) - g(\mu_t)$ e p e q são as ordens do modelo.

Uma vez que $g(\cdot)$ é continuamente diferenciável, pode-se expandi-la em uma série de Taylor truncada da seguinte maneira (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009):

$$g(y_t) \approx g(\mu_t) + g'(\mu_t)(y_t - \mu_t), \quad \text{ou seja} \quad g(y_t) - g(\mu_t) = r_t \approx g'(\mu_t)(y_t - \mu_t).$$

Desta forma, tomando o valor esperado, para o termo de erro r_t, temos:

$$\mathrm{E}(g(y_t) - g(\mu_t) \mid \mathcal{F}_{t-1}) \approx \mathrm{E}(g'(\mu_t)(y_t - \mu_t) \mid \mathcal{F}_{t-1}) = 0, \tag{2.3}$$

uma vez que $\mathrm{E}(y_t - \mu_t \mid \mathcal{F}_{t-1}) = 0$. Ainda, utilizando o método delta (VAN DER VAART, 2000) e assumindo que $g(\cdot)$ é duas vezes diferenciável, pode-se obter a seguinte expressão para a variância do termo do erro (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009):

$$\mathrm{Var}(g(y_t) - g(\mu_t) \mid \mathcal{F}_{t-1}) \approx (g'(\mu_t)^2) \frac{V(\mu_t)}{1+\phi}. \tag{2.4}$$

Considerando como caso particular $\mathrm{E}(g(y_t) - g(\mu_t)) \approx 0$ e $\mathrm{Var}(g(y_t) - g(\mu_t) \mid \mathcal{F}_{t-1}) \approx (g'(\mu_t)^2)V(\mu_t)/(1+\phi)$, temos que:

$$\mathrm{E}((g(y_i) - g(\mu_i))(g(y_j) - g(\mu_j)) \mid \mathcal{F}_{t-1}) = \mathrm{E}((g(y_i) - g(\mu_i))\mathrm{E}(g(y_j) - g(\mu_j) \mid \mathcal{F}_{j-1})) = 0,$$

sendo $i < j$. Desta forma, pode-se afirmar que os erros $r_t = g(y_t) - g(\mu_t)$ são ortogonais (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009).

As funções de ligação usuais para modelos que assumem distribuição beta são a logit, probit e a log-log complementar. Cabe salientar que o modelo βARMA, proposto por Rocha e Cribari-Neto (2009) considera ainda um termo que acomoda covariáveis no modelo, de forma semelhante ao modelo de regressão, assim como considera outras possibilidades para o termo de erro r_t. O modelo βARMA também pressupõe estacionaridade dos dados (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009).

2.3 Estimação dos parâmetros e matriz de informação de Fisher

As inferências pontuais sobre os parâmetros do modelo são feitas baseadas nos estimadores de máxima verossimilhança (EMV), por meio da maximização do logaritmo da função de verossimilhança. Considerando o vetor de parâmetro $\gamma = (\beta, \varphi^\top, \theta^\top, \phi)^\top$, a função de log-verossimilhança condicionada às primeiras m observações, em que $m = \max(p, q)$, é definida por:

$$\ell = \ell(\gamma; y) = \sum_{t=m+1}^{n} \log f(y_t \mid \mathcal{F}_{t-1}) = \sum_{t=m+1}^{n} \ell_t(\mu_t, \phi), \tag{2.5}$$

em que $\ell_t(\mu_t, \phi) = \log \Gamma(\phi) - \log \Gamma(\mu_t \phi) - \log \Gamma((1-\mu_t)\phi) + (\mu_t \phi - 1) \log y_t + \{(1-\mu_t)\phi - 1\} \log(1 - y_t)$.

Ao derivar a função de log-verossimilhança, dada por (2.5), em relação ao parâmetro β, tem-se:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \beta} = \phi \sum_{t=m+1}^{n} (y_t^* - \mu_t^*) \frac{1}{g'(\mu_t)},$$

em que $y_t^* = \log\{y_t/(1-y_t)\}$, $\mu_t^* = \psi(\mu_t \phi) - \psi((1-\mu_t)\phi)$ e $\psi(z) = d \log \Gamma(z)/dz$, é a função digama. Desta forma, a função escore relativa ao parâmetro β pode ser escrita matricialmente como:

$$U_\beta(\gamma) = \phi \mathbf{1}^\top T (y^* - \mu^*),$$

com $y^* = (y_{m+1}^*, \ldots, y_n^*)^\top$, $\mu^* = (\mu_{m+1}^*, \ldots, \mu_n^*)^\top$, $T = \mathrm{diag}\{1/g'(\mu_{m+1}), \ldots, 1/g'(\mu_n)\}$ e $\mathbf{1}$ um vetor coluna com $n - m$ elementos unitários. Derivando $\ell(\gamma; y)$ em relação a ϕ, obtemos a função escore:

$$U_\phi(\gamma) = \frac{\partial \ell}{\partial \phi} = \sum_{t=m+1}^{n} \{\mu_t (y_t^* - \mu_t^*) + \log(1 - y_t) - \psi((1-\mu_t)\phi) + \psi(\phi)\}.$$

Derivando em relação a φ_i, tem-se:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \varphi_i} = \phi \sum_{t=m+1}^{n} (y_t^* - \mu_t^*) \frac{1}{g^{\text{l}}(\mu_t)} g(y_{(t-i)}).$$

Assim, o vetor escore relativo a φ pode ser dado matricialmente por:

$$U_\varphi(\gamma) = \phi P^\top T(y^* - \mu^*),$$

sendo P uma matriz $(n-m) \times p$ com os (i,j)-ésimos elementos iguais a $g(y_{i+m-j})$. A derivada em relação aos parâmetros de médias móveis θ_j é dada por:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta_j} = \phi \sum_{t=m+1}^{n} (y_t^* - \mu_t^*) \frac{1}{g^{\text{l}}(\mu_t)} r_{t-j},$$

que pode ser escrita matricialmente por

$$U_\theta(\gamma) = \phi R^\top T(y^* - \mu^*),$$

em que R é uma matriz $(n-m) \times q$ com os (i,j)-ésimos elementos dados por r_{i+m-j}.

Desta maneira, os EMV do modelo βARMA são obtidos a partir da resolução do seguinte sistema:

$$\begin{cases} U_\beta(\gamma) = 0, \\ U_\phi(\gamma) = 0, \\ U_\varphi(\gamma) = 0, \\ U_\theta(\gamma) = 0. \end{cases}$$

A solução desse sistema não apresenta forma fechada, fazendo-se necessário o uso de algoritmos de otimização não-linear para encontrar as estimativas de máxima verossimilhança. Os métodos usuais são os de Newton ou quasi-Newton (NOCEDAL; WRIGHT, 1999). Na implementação deste trabalho, considerou-se o algoritmo de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) (PRESS et al., 1992).

Inferências em grandes amostras são baseadas no conhecimento da matriz de variâncias e covariâncias assintóticas dos EMV, dada pelo inverso da matriz de informação de Fisher. A matriz de informação de Fisher conjunta para β, ϕ, φ, θ, é dada por:

$$K = K(\gamma) = \begin{pmatrix} K_{\beta,\beta} & K_{\beta,\phi} & K_{\beta,\varphi} & K_{\beta,\theta} \\ K_{\phi,\beta} & K_{\phi,\phi} & K_{\phi,\varphi} & K_{\phi,\theta} \\ K_{\varphi,\beta} & K_{\varphi,\phi} & K_{\varphi,\varphi} & K_{\varphi,\theta} \\ K_{\theta,\beta} & K_{\theta,\phi} & K_{\theta,\varphi} & K_{\theta,\theta} \end{pmatrix},$$

em que $K_{\beta,\beta} = \phi \mathrm{tr}(W)$, $K_{\beta,\phi} = K_{\beta,\phi}^\top = \mathbf{1}^\top Tc$, $K_{\varphi,\beta} = K_{\beta,\varphi}^\top = \phi P^\top W \mathbf{1}$, $K_{\theta,\beta} = K_{\beta,\theta}^\top = \phi R^\top W \mathbf{1}$, $K_{\phi,\phi} = \mathrm{tr}(D)$, $K_{\varphi,\varphi} = \phi P^\top W P$, $K_{\varphi,\phi} = K_{\phi,\varphi}^\top = P^\top Tc$, $K_{\theta,\theta} = \phi R^\top W R$,

$K_{\theta,\phi} = K_{\phi,\theta}^{\top} = R^{\top}Tc$ e $K_{\varphi,\theta} = K_{\theta,\varphi}^{\top} = \phi R^{\top}MP$, com $W = \mathrm{diag}\{w_{m+1}, \ldots, w_n\}$, $D = \mathrm{diag}\{d_{m+1}, \ldots, d_n\}$ e $c = (c_{m+1}, \ldots, c_n)^{\top}$, em que $w_t = \phi \frac{\{\psi'(\mu_t\phi)+\psi'((1-\mu_t)\phi)\}}{g'(\mu_t)^2}$, $d_t = \psi'(\mu_t\phi)\mu_t^2 + \psi'((1-\mu_t)\phi)(1-\mu_t)^2 - \psi'(\phi)$ e $c_t = \phi\{\psi'(\mu_t\phi)\mu_t - \psi'((1-\mu_t)\phi)(1-\mu_t)\}$.

O fato da matriz de informação de Fisher não ser uma matriz bloco diagonal, ou seja, os parâmetros não serem ortogonais, é uma importante diferença do modelo βARMA quando comparado com modelos dinâmicos baseados nos MLG (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009; BENJAMIN; RIGBY; STASINOPOULOS, 2003) e aos modelos ARIMA. Para tamanhos amostrais grandes e sob condições usuais de regularidade (ROCHA; CRIBARI-NETO, 2009), os EMV possuem distribuição normal k-multivariada, sendo $k = p + q + 2$, definida por:

$$\begin{pmatrix} \widehat{\beta} \\ \widehat{\phi} \\ \widehat{\varphi} \\ \widehat{\theta} \end{pmatrix} \sim N_{(k)} \left(\begin{pmatrix} \beta \\ \phi \\ \varphi \\ \theta \end{pmatrix}, K^{-1} \right),$$

em que $\widehat{\beta}$, $\widehat{\phi}$, $\widehat{\varphi}$ e $\widehat{\theta}$ são os estimadores de máxima verossimilhança de β, ϕ, φ e θ, respectivamente.

2.4 Previsão

Para determinar estimativas de μ_t, $\widehat{\mu}_t$, para $t = m, \ldots, n$ (dentro da amostra observada), basta substituir γ por seu EMV, $\widehat{\gamma}$, e r_t por $g(y_t) - g(\widehat{\mu}_t)$ na Equação (2.2). A realização de previsões para valores futuros y_{n+h}, h passos a frente, é dada por:

$$\widehat{y}_n(h) = g^{-1}\left(\widehat{\beta} + \sum_{i=1}^{p} \widehat{\varphi}_i \left[g(y_{n+h-i})\right] + \sum_{j=1}^{q} \widehat{\theta}_j \left[r_{n+h-j}\right]\right), \tag{2.6}$$

em que

$$[g(y_{n+h-i})] = \begin{cases} g(\widehat{y}_n(h-i)), & \text{se} \quad i < h, \\ g(y_{n+h-i}), & \text{se} \quad i \geq h, \end{cases}$$

$$[r_{n+h-j}] = \begin{cases} 0, & \text{se} \quad j < h, \\ g(y_{n+h-j}) - g(\widehat{\mu}_{n+(h-j)}), & \text{se} \quad j \geq h. \end{cases}$$

Rocha e Cribari-Neto (2009) apresentam apenas formas de previsões pontuais. Ao melhor de nosso conhecimento, é inexistente na literatura alguma proposta de intervalos de predição para o modelo βARMA. No capítulo seguinte, serão introduzidos os aspectos e conceitos gerais sobre intervalos de predição, além dos intervalos de predição propostos neste trabalho.

2.5 Resíduos e diagnóstico

A análise de diagnóstico do modelo ajustado é baseada na avaliação do comportamento dos resíduos. Em modelos de séries temporais, os resíduos são funções dos valores observados e dos valores previstos pelo modelo um passo a frente (KEDEM; FOKIANOS, 2005). Dessa forma, o erro de previsão um passo a frente, ou resíduo ordinário, poder ser definido por:

$$\mathcal{R}_1(y_t, \widehat{\mu}_t) = g(y_t) - g(\widehat{\mu}_t).$$

Cabe salientar que, uma vez que $g(y)$ pertencem aos reais, este resíduo estará ao redor de zero e com distribuição aproximadamente normal, se o modelo estiver correto. Uma melhor alternativa de resíduo é o resíduo padronizado, dado por:

$$\mathcal{R}_2(y_t, \widehat{\mu}_t) = \frac{g(y_t) - g(\widehat{\mu}_t)}{\sqrt{(g'(\widehat{\mu}_t))^2 V(\widehat{\mu}_t)/(1+\widehat{\phi})}}.$$

Nota-se que o denominador é uma estimativa aproximada para desvio padrão dada pela expansão em série de Taylor truncada da variância de r_t em (2.4). Outro resíduo ponderado padronizado, na escala de y_t^*, é dado por:

$$\mathcal{R}_3(y_t, \widehat{\mu}_t) = \frac{y_t^* - \widehat{\mu}_t^*}{\sqrt{\widehat{\nu}_t}},$$

em que $\widehat{\nu}_t = \widehat{\phi}^2\{\psi'(\widehat{\mu}_t\widehat{\phi}) + \psi'((1-\widehat{\mu}_t)\,\widehat{\phi})\}$.

Para um modelo corretamente ajustado, espera-se que resíduos padronizados apresentem média igual a zero e variância constante (KEDEM; FOKIANOS, 2002). É também esperado a ausência de autocorrelação e autocorrelações parciais e heteroscedasticidade condicional na série dos resíduos (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Estes fatos podem ser verificados pelos correlogramas dos resíduos ou ainda pelos testes de Box-Pierce (BOX; PIERCE, 1970), Ljung-Box (LJUNG; BOX, 1978) e Multiplicador de Lagrange (ENGLE, 1982).

3 INTERVALOS DE PREDIÇÃO

Este capítulo se subdivide em duas partes. Primeiramente, são propostos distintos métodos de construção de intervalos de predição para o modelo βARMA. Posteriormente, são introduzidas algumas variações do método bootstrap úteis para a construção dos intervalos de confiança bootstrap.

3.1 Introdução

Em geral, uma estimativa do erro quadrático médio de um valor previsto serve apenas como um indicativo de um erro de previsão. Entretanto, uma afirmação de que um valor predito estará dentro de um intervalo com uma probabilidade específica, torna-se muito mais informativo. Esta é uma vantagem dos intervalos de predição, pois apresentam essa interpretação de forma probabilística (GUTTMAN, 1970; STINE, 1982).

Um intervalo de predição é usualmente constituído por limites superiores e inferiores associados a uma probabilidade (CHATFIELD, 1993). Os limites inferiores e superiores para essas previsões são os valores máximos e mínimos que a previsão pode assumir para ser confiável. Espera-se que os valores futuros encontrem-se entre as bandas dos limites. Para o cálculo de uma previsão e a determinação de seus limites, existem diversas técnicas, as quais devem ser escolhidas após análise e conhecimento das características dos dados (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

A maneira como são denominados os limites dos intervalos variam. São algumas vezes chamados como intervalos de confiança (GRANGER; NEWBOLD, 2014; MORETTIN P.; TOLOI, 2006), limites de probabilidade para previsão (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008), limites de previsão (WEI, 1994) ou limites de predição (BROCKWELL; DAVIS, 2013). Neste trabalho, os intervalos para as previsões são chamados de intervalos de predição (IP) (CHATFIELD, 1993; SHIMIZU, 2009; CHATFIELD, 1989; HARVEY, 1990; MONTGOMERY; JOHNSON, 1976; ABRAHAM; LEDOLTER, 2009; BOWERMAN; O'CONNELL, 1979). Esta escolha baseia-se no fato de que o termo "intervalos de confiança", em geral, é usado para limites aleatórios que contém um parâmetro desconhecido com determinada probabilidade. Enquanto que, neste trabalho, temos o interesse em intervalos de possíveis valores de ocorrência de uma variável aleatória no futuro (CHATFIELD, 1993).

A realização de previsões e a proposição de intervalos de predição em modelos de séries temporais têm sido amplamente explorados na literatura. Diversos trabalhos propõem intervalos de predição em séries temporais para os modelos ARIMA ou autorregressivos puros (AR) (THOMBS; SCHUCANY, 1990; KABAILA, 1993; MASAROTTO, 1990; VIDONI, 2009; CLEMENTS; KIM, 2007; GRIGOLETTO, 1998; CHAN; CHEUNG; WU, 2004; PAN; POLITIS, 2014; MCCULLOUGH, 1993; STINE, 1978; PASCUAL; ROMO; RUIZ, 2004; CHEUNG; WU; CHAN, 1998). Considerando outras classes de modelos, Lana (2012) apresenta intervalos de predição para o modelo ARFIMA e Reeves (2005) e Miguel e Pilas (1998) para o modelo ARCH. Intervalos de predição bootstrap na classe de modelo autorregressivo com limiar auto-excitado (SETAR) são apresentados por Li (2011). Melhoramentos nos limites de predição para os modelos AR e ARCH são discutidos por Kabaila e Syuhada (2008). Limites de predição bootstrap para os modelos EGARCH e GJR-EGARCH são apresentandos em Trucíos e Hotta (2016). Kim (2001,2004) apresentam intervalos de predição bootstrap autorregressivos usando estimadores não viesados. Intervalos de predição para o modelo ARFIMA são discutidos em Rupasinghe e Samaranayake (2012). Um intervalo de predição para um vetor autorregressivo é proposto em Staszewska-Bystrova (2011).

Os intervalos de predição são construídos para os valores futuros y_{n+h}, com $h = 1, \ldots, H$, em que H é o horizonte de previsão desejável. Kim (2003) obteve melhoras nas previsões com o método bootstrap em tamanhos de amostras pequenas e num horizonte de previsão grande, $H = 10$. Contudo, muitos autores consideram diferentes valores de passos a frente. Chan, Cheung e Wu (2004) consideram $H = 4$, Clements e Kim (2007) consideram um horizonte de previsão de 8 observações e Trucíos e Hotta (2016) utilizam 5 observações como horizonte de previsão. Sendo assim, o valor de H pode ser modificado. De forma geral, os intervalos têm o seguinte formato:

$$[LI_h; LS_h]$$

sendo LI_h e LS_h os limites de predição inferiores e superiores, respectivamente, para y_{n+h}.

Em geral, a construção dos intervalos de predição necessita do pressuposto de normalidade e conhecimento dos parâmetros (LANA, 2012; THOMBS; SCHUCANY, 1990) para não serem afetados negativamente em termos de suas coberturas nominais (THOMBS; SCHUCANY, 1990). Espera-se que as coberturas dos intervalos estejam próximas dos níveis de confiança dos intervalos, ou seja $1 - \alpha$, sendo α o nível de significância. Como alternativa para contornar estes problemas, a utilização do método bootstrap (EFRON; TIBSHIRANI, 1993; DAVISON; HINKLEY, 1997) para a construção dos intervalos pode gerar resultados menos distorcidos (THOMBS; SCHUCANY, 1990). Neste trabalho são propostos intervalos de predição lançando mão de argumentos aproximados, assim como a suposição de conhecimento dos parâmetros e também intervalos baseados em bootstrap.

3.2 Intervalos de predição propostos

3.2.1 Intervalo aproximado baseado na distribuição normal (BJ)

Baseado na suposição de parâmetros conhecidos e erros de médias móveis normais, propomos uma adaptação do método proposto por Box, Jenkins e Reinsel (2008) para os modelos ARMA. Definimos o erro de previsão para h passos a frente da seguinte forma:

$$e_n(h) = g(y_{n+h}) - g(\widehat{y}_n(h)).$$

A variância do erro de previsão é dada por (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008):

$$\text{Var}(e_n(h)) = V_n(h) \approx (1 + \Psi_1^2 + \Psi_2^2 + \ldots + \Psi_{H-1}^2)\sigma_{n+h}^2,$$

em que $\Psi_j = \varphi_1\Psi_{j-1} + \ldots + \varphi_{p+d}\Psi_{j-p-d} - \theta_j$, sendo $\Psi_0 = 1$. Um estimador para $V_n(h)$ é dado por: $\widehat{V_n(h)} = (1 + \widehat{\Psi}_1^2 + \widehat{\Psi}_2^2 + \ldots + \widehat{\Psi}_{H-1}^2)\widehat{\sigma}_{n+h}^2$, em que $\widehat{\Psi}_j = \widehat{\varphi}_1\widehat{\Psi}_{j-1} + \ldots + \widehat{\varphi}_{p+d}\widehat{\Psi}_{j-p-d} - \widehat{\theta_j}$ e σ_{n+h}^2, via Equação (2.4), pode ser estimada por $\widehat{\sigma}_{n+h}^2 = (g'(\widehat{y}_n(h))^2)\frac{V(\widehat{y}_n(h))}{1+\widehat{\phi}}$.

Desta forma, pode-se computar os limites de predição para $g(y_{t+h})$ com probabilidade de cobertura aproximadamente $1-\alpha$, da seguinte maneira (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008):

$$li_h = g(\widehat{y}_n(h)) + z_{\alpha/2}[\widehat{V_n(h)}]^{1/2},$$
$$ls_h = g(\widehat{y}_n(h)) + z_{1-\alpha/2}[\widehat{V_n(h)}]^{1/2},$$

em que $z_{\alpha/2}$ e $z_{1-\alpha/2}$ são os quantis $\alpha/2$ e $1-\alpha/2$ da distribuição normal padrão, respectivamente. Porém, como $g(y)_{n+h} \in \mathbb{R}$, consideramos $g^{-1}(li_h)$ e $g^{-1}(ls_h)$. Garante-se assim, que os limites dos intervalos de predição não extrapolem os limites do intervalo unitário padrão $(0,1)$. Desta forma, os intervalos de predição BJ para os modelos βARMA, adaptados dos intervalos propostos por Box, Jenkins e Reinsel (2008), são da seguinte forma:

$$LI_h = g^{-1}(g(\widehat{y}_n(h)) + z_{\alpha/2}[\widehat{V_n(h)}]^{1/2}),$$

$$LS_h = g^{-1}(g(\widehat{y}_n(h)) + z_{1-\alpha/2}[\widehat{V_n(h)}]^{1/2}).$$

3.2.2 Intervalo aproximado baseado nos quantis distribuição beta (Qbeta)

Outro intervalo de predição considerado neste trabalho é baseado nos quantis da distribuição beta. A probabilidade condicional do valor futuro y_{n+h} do processo, dadas as informações prévias até o instante n, $\mathcal{F}_n$, seguirá uma distribuição beta, com média $\widehat{y}_n(h)$ e precisão ϕ_h. À medida que se aumenta o horizonte de previsão, aumenta-se também a variabilidade do erro de predição. Para mensurar esta perda de precisão, consideramos um parâmetro ϕ_h por meio da seguinte dedução:

$$\text{Var}(e_n(h)) = V_n(h) \approx \frac{[g^{'}(\widehat{y}_n(h))]^2[\widehat{y}_n(h)(1-\widehat{y}_n(h))]}{1+\phi_h},$$

$$V_n(h) + V_n(h)\phi_h \approx [g^{'}(\widehat{y}_n(h))]^2[\widehat{y}_n(h)(1-\widehat{y}_n(h))],$$

$$\phi_h \approx \frac{[g^{'}(\widehat{y}_n(h))]^2[\widehat{y}_n(h)(1-\widehat{y}_n(h))] - V_n(h)}{V_n(h)}.$$

Uma estimativa para ϕ_h é dada por:

$$\widehat{\phi}_h = \frac{[g^{'}(\widehat{y}_n(h))]^2[\widehat{y}_n(h)(1-\widehat{y}_n(h))] - \widehat{V_n(h)}}{\widehat{V_n(h)}}.$$

Dessa forma, podemos calcular os limites de predição Qbeta para cada h da seguinte maneira:

$$LI_h = \mathrm{u}_n^{(\alpha/2)}(h),$$
$$LS_h = \mathrm{u}_n^{(1-\alpha/2)}(h),$$

sendo $\mathrm{u}_n^{\alpha}(h)$ a função quantil da distribuição $Beta(\widehat{y}_n(h), \widehat{\phi}_h)$.

Contudo, pelas aproximações assumidas para a determinação desses intervalos, eles podem apresentar taxas de cobertura menores que os valores nominais. Melhores intervalos podem ser obtidos utilizando o método bootstrap (LANA, 2012). A seguir serão apresentados os tipos de intervalos de predição bootstrap que serão considerados neste trabalho.

3.2.3 Intervalo com erros de previsão bootstrap (EPB)

Masarotto (1990) introduz um intervalo bootstrap considerando os erros de previsão bootstrap (EPB). Este método objetiva construir a distribuição empírica dos erros de previsão, considerando o tamanho da série e seus parâmetros estimados. No modelo βARMA serão consideradas duas adaptações desse intervalo EPB baseadas em dois diferentes resíduos. Lana (2012) também apresenta uma dessas adaptações nos modelos ARFIMA. O intervalo EPB adapatado baseado no valor previsto $g(\widehat{y}_n(h))$, considerando o resíduo de previsão $\mathcal{R}_1(\cdot,\cdot)$, pode ser construído por meio do seguinte algoritmo:

1. Suponha que $y = (y_1, y_2, \ldots, y_n)^\top$ é uma amostra aleatória em que cada y_t segue uma distribuição $Beta(\mu_t, \phi)$;

2. A partir da amostra original, obtenha as estimativas $\widehat{\mu}_t$, com $t = m, m+1, \ldots, n$, e $\widehat{\phi}$;

3. Gere $(n-m)+H$ amostras bootstrap, $y^b_m, y^b_{m+1} \ldots, y^b_{n+H}$, ou seja, o tamanho da série original mais o número de passos à frente da previsão;

4. Para cada reamostra bootstrap, utilize os $(n-m)$ primeiros valores para estimar o modelo βARMA;

5. Utilize os EMV estimados no Item 4, $\widehat{\beta}^b, \widehat{\varphi}^b, \widehat{\theta}^b, \widehat{\phi}^b$, e realize H previsões $\widehat{y}^b_n(h)$, conforme a Equação (3.2), descrita a seguir, com $h = 1, 2, \ldots, H$;

6. Compute o resíduo de previsão $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$;

7. Repita os Itens 3-6 um número B muito grande de vezes;

8. Para cada h, ordene os B valores de $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$ e compute os intervalos EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$:

$$
\begin{aligned}
LI^b_h &= g^{-1}(g(\widehat{y}_n(h)) - \mathcal{R}_{1(\alpha/2)}(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))),\\
LS^b_h &= g^{-1}(g(\widehat{y}_n(h)) - \mathcal{R}_{1(1-\alpha/2)}(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))).
\end{aligned}
$$

   em que $\mathcal{R}_{1(\alpha/2)}(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h)) = 100 \cdot \alpha$-ésimo percentil e $\mathcal{R}_{1(1-\alpha/2)}(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h)) = 100 \cdot (1-\alpha)$-ésimo percentil de $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$, respectivamente.

A outra adaptação do método EPB será baseada em $\mathcal{R}_2(\cdot,\cdot)$. Este intervalo pode ser construído da seguinte forma:

1. Suponha que $y = (y_1, y_2, \ldots, y_n)^\top$ é uma amostra aleatória em que cada y_t segue uma distribuição $Beta(\mu_t, \phi)$;

2. A partir da amostra original, obtenha as estimativas $\widehat{\mu}_t$, com $t = m, m+1, \ldots, n$, e $\widehat{\phi}$;

3. Gere $(n-m)+H$ amostras bootstrap, $y_m^b, y_{m+1}^b \ldots, y_{n+H}^b$, ou seja, o tamanho da série original mais o número de passos à frente da previsão;

4. Para cada reamostra bootstrap, utilize os $(n-m)$ primeiros valores para estimar o modelo βARMA;

5. Utilize os EMV estimados no Item 4, $\widehat{\beta}^b, \widehat{\varphi}^b, \widehat{\theta}^b, \widehat{\phi}^b$, e realize H previsões $\widehat{y}_n^b(h)$, conforme a Equação (3.2), descrita a seguir, com $h = 1, 2, \ldots, H$;

6. Compute o resíduo de previsão $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$;

7. Repita os Itens 3-6 um número B muito grande de vezes;

8. Para cada h, ordene os B valores de $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$ e compute os intervalos EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$:

$$
\begin{aligned}
LI_h^b &= g^{-1}(g(\widehat{y}_n(h)) + \sqrt{(g^{\prime}(\widehat{y}_n(h)))^2 V(\widehat{y}_n(h)))/(1+\widehat{\phi})}\mathcal{R}_{2(\alpha/2)}(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))),\\
LS_h^b &= g^{-1}(g(\widehat{y}_n(h)) + \sqrt{(g^{\prime}(\widehat{y}_n(h)))^2 V(\widehat{y}_n(h)))/(1+\widehat{\phi})}\mathcal{R}_{2(1-\alpha/2)}(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))).
\end{aligned}
$$

   em que $\mathcal{R}_{2(\alpha/2)}(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h)) = 100 \cdot \alpha$-ésimo percentil e $\mathcal{R}_{2(1-\alpha/2)}(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h)) = 100 \cdot (1-\alpha)$-ésimo percentil de $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$, respectivamente.

3.2.4 Intervalos de predição BCa

O presente trabalho considera uma adaptação para o modelo βARMA do método apresentado por Espinheira, Ferrari e Cribari-Neto (2014) para construção dos intervalos de predição no modelo de regressão beta. O intervalo BCa (EFRON; TIBSHIRANI, 1993) é baseado nos percentis da distribuição bootstrap de $g(y_n(h))$. Os percentis serão dependentes de $\widehat{a}$ e $\widehat{z}_0$, sendo $\widehat{a}$ uma correção de assimetria (aceleração) e $\widehat{z}_0$ uma correção de viés de $g(y_n(h))$ (DAVISON;

HINKLEY, 1997). Espinheira, Ferrari e Cribari-Neto (2014) propõem o cálculo de $\widehat{z}_0$ baseado na distribuição de $\mathcal{R}_3(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$. Tal quantidade é dada por:

$$\widehat{z}_0 = \Phi^{-1}\frac{\#(\mathcal{R}_3(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h)) < \mathcal{R}_m)}{B},$$

em que Φ^{-1} é o inverso da função acumulada da distribuição normal padrão (EFRON; TIBSHIRANI, 1993), $\mathcal{R}_3(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$ são os resíduos das previsões bootstrap, $\mathcal{R}_m$ é a mediana dos resíduos $\mathcal{R}_3(y_t, \widehat{\mu}_t)$ e $\#$ é a soma do número de vezes em que $\mathcal{R}_3(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h)) < \mathcal{R}_m$.

A literatura reporta vários modos de avaliar o cálculo da aceleração. Espinheira, Ferrari e Cribari-Neto (2014) determinam a como:

$$a \approx \frac{1}{6}\frac{\mathrm{E}\{\dot{l}^3_{n+h}\}}{\mathrm{var}\{\dot{l}_{n+h}\}^{3/2}},$$

sendo $\dot{l}_t = \frac{d\log f(y;\mu;\phi)}{d\mu} = \phi(y^*_t - \mu^*_t)$. Assim, $\dot{l}_{n+h} = \phi_h(y^*_{n+h} - \mu^*_{n+h})$, sendo $y^{*b}_{n+h} = \log(y^b_{n+h}/(1 - y^b_{n+h}))$ e $\mu^{*b}_{n+h} = \psi(\mu^b_{n+h}\phi^b_h) - \psi((1 - \mu^b_{n+h})\phi^b_h)$. Desta forma:

$$\widehat{a} = \frac{1}{6}\frac{\widehat{\omega}_n(h)}{\widehat{\nu}^{3/2}_n(h)},$$

em que $\widehat{\omega}_n(h) = \widehat{\phi}^3_h\{\psi''(\widehat{y}_n(h)\widehat{\phi}_h) - \psi''((1 - \widehat{y}_n(h))\widehat{\phi}_h)\}$ e $\widehat{\nu}_n(h) = \widehat{\phi}^2_h\{\psi'(\widehat{y}_n(h)\widehat{\phi}_h) + \psi'((1 - \widehat{y}_n(h))\widehat{\phi}_h)\}$.

A construção do intervalo BCa é baseado, no algoritmo apresentado por Espinheira, Ferrari e Cribari-Neto (2014) que é descrito abaixo.

1. Suponha que $y = (y_1, \ldots, y_n)^\top$ é uma amostra aleatória em que cada y_t segue uma distribuição $Beta(\mu_t, \phi)$;

2. A partir da amostra original, gere uma amostra aleatória com reposição dos resíduos $\mathcal{R}_3(y_t, \widehat{\mu}_t)$, conforme segue:

$$y^b_t = \frac{\exp\left(\widehat{\mu}^*_t + \mathcal{R}_3(y_t, \widehat{\mu}_t)\sqrt{\widehat{\nu}_t}\right)}{1 + \exp\left(\widehat{\mu}^*_t + \mathcal{R}_3(y_t, \widehat{\mu}_t)\sqrt{\widehat{\nu}_t}\right)},$$

sendo $t = m, \ldots, n$;

3. Usando a amostra bootstrap, obtenha $\widehat{y}^b_n(h)$, $\widehat{\phi}^b_h$, $\widehat{y}^{*b}_n(h)$ e $\widehat{\nu}^b_n(h)$;

4. Calcule $y^b_n(h)$ da seguinte forma:

$$y^b_n(h) = \frac{\exp\left(\widehat{y}^{*b}_n(h) + \mathcal{R}_3(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))\sqrt{\widehat{\nu}^b_n(h)}\right)}{1 + \exp\left(\widehat{y}^{*b}_n(h) + \mathcal{R}_3(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))\sqrt{\widehat{\nu}^b_n(h)}\right)},$$

sendo $\widehat{y}_n^{*b}(h)$ obtido por meio da Equação (3.2) e $\mathcal{R}_3(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$ sendo o sorteio aleatório de H valores de $\mathcal{R}_3(y_t, \widehat{\mu}_t)$.

5. Compute o erro de predição bootstrap da seguinte forma:

$$\mathcal{R}_3(y_n^{*b}(h), \widehat{y}_n^b(h)) = \frac{y_n^{*b}(h) - \widehat{y}_n^{*b}(h)}{\sqrt{\widehat{\nu}_n^b(h)}};$$

6. Em cada nova reamostra boostrap, sorteie aleatoriamente B valores de $\mathcal{R}_3(y_n^{*b}(h), \widehat{y}_n^b(h))$ e calcule os quantis: $\delta_{P(\alpha/2)} = \mathcal{R}_{3(\alpha/2)}(y_n^{*b}(h), \widehat{y}_n^b(h))$ e $\delta_{P(1-\alpha/2)} = \mathcal{R}_{3(1-\alpha/2)}(y_n^{*b}(h), \widehat{y}_n^b(h))$; e os quantis BCa: $\delta_{BCa(\alpha/2)} = \mathcal{R}_{3(\tilde{\alpha}/2)}(y_n^{*b}(h), \widehat{y}_n^b(h))$ e $\delta_{BCa(1-\alpha/2)} = \mathcal{R}_{3(1-\tilde{\alpha}/2)}(y_n^{*b}(h), \widehat{y}_n^b(h))$. Em que $\tilde{\alpha} = \Phi\left(\widehat{z}_0 + \frac{\widehat{z}_0 + z_\alpha}{1-\widehat{a}(\widehat{z}_0 + z_\alpha)}\right)$, sendo Φ a função distribuição da normal padrão e z_α os quantis $z_{\alpha/2}$ e $z_{1-\alpha/2}$ da distribuição normal padrão;

7. Calcule então os limites dos intervalos de predição percentil BCa ou BCa:

$$LI_h^b = \frac{\exp\left(\widehat{y}_n^*(h) + \delta_{(\alpha/2)}\sqrt{\widehat{\nu}_n(h)}\right)}{1 + \exp\left(\widehat{y}_n^*(h) + \delta_{(\alpha/2)}\sqrt{\widehat{\nu}_n(h)}\right)},$$

$$LS_h^b = \frac{\exp\left(\widehat{y}_n^*(h) + \delta_{(1-\alpha/2)}\sqrt{\widehat{\nu}_n(h)}\right)}{1 + \exp\left(\widehat{y}_n^*(h) + \delta_{(1-\alpha/2)}\sqrt{\widehat{\nu}_n(h)}\right)}.$$

   Para a construção do intervalo de predição percentil BCa basta substituir $\delta_{(\alpha/2)}$ e $\delta_{(1-\alpha/2)}$ por $\delta_{P(\alpha/2)}$ e $\delta_{P(1-\alpha/2)}$, respectivamente. Já na construção do intervalo de predição BCa deve-se substituir $\delta_{(\alpha/2)}$ e $\delta_{(1-\alpha/2)}$ por $\delta_{BCa(\alpha/2)}$ e $\delta_{BCa(1-\alpha/2)}$, respectivamente.

3.2.5 Intervalo percentil bootstrap

Em algumas situações, não se está interessado em estimar a distribuição de uma variável aleatória, mas sim em encontrar os percentis das B réplicas do experimento, como nos casos de construção de intervalos de confiança ou de previsão (LANA, 2012). Para estes casos, o intervalo percentílico (EFRON; TIBSHIRANI, 1993) apresenta bons resultados. Sua construção é realizada baseada num número finito B de reamostras bootstrap dos valores previstos de y_{n+h}, e pode ser definido como:

$$[\widehat{y}_n^I(h); \widehat{y}_n^S(h)], \tag{3.1}$$

em que $\widehat{y}_n^I(h) = 100 \cdot \alpha$-ésimo percentil de y_{n+h}^b e $\widehat{y}_n^S(h) = 100 \cdot (1-\alpha)$-ésimo percentil de y_{n+h}^b, em que cada y_{n+h}^b é uma ocorrência de $Beta(\widehat{y}_n^b(h), \widehat{\phi}^b)$.

A construção dos intervalos de predição bootstrap baseados no intervalo percentil pode ser sumarizada em sete passos (REEVES, 2005):

1. Suponha que $y = (y_1, y_2, \ldots, y_n)^\top$ é uma amostra aleatória em que cada y_t segue uma distribuição $Beta(\mu_t, \phi)$;
2. A partir da amostra original, obtenha as estimativas $\widehat{\mu}_t$, com $t = m, m+1, \ldots, n$, e $\widehat{\phi}$;
3. Gere $(n-m)$ amostras bootstrap, $y_m^b, y_{m+1}^b \ldots, y_n^b$ e estime o modelo βARMA;
4. Utilize os EMV estimados no Item 3, $\widehat{\beta}^b, \widehat{\varphi}^b, \widehat{\theta}^b, \widehat{\phi}^b$, e realize H previsões $\widehat{y}_n^b(h)$, conforme a Equação (3.2), descrita a seguir, com $h = 1, 2, \ldots, H$.
5. Para cada h, gere ocorrências $y_{n+h}^b \sim Beta(\widehat{y}_n^b(h), \widehat{\phi}^b)$;
6. Repita os Itens 3, 4 e 5 um número B muito grande de vezes;
7. Compute os limites $\widehat{y}_n^I(h)$ e $\widehat{y}_n^S(h)$ dos intervalos de predição por meio do intervalo percentílico (3.1).

É importante ressaltar que estes passos podem ser utilizados para qualquer método bootstrap desejável. Deve-se apenas adequar o Item 3 para o método de geração da amostra bootstrap escolhido. A seguir serão descritos os métodos bootstrap considerados para geração dos intervalos percentil bootstrap.

3.3 O método bootstrap

O método bootstrap é útil para melhoramentos inferenciais baseado em reamostragens, obtidas computacionalmente (EFRON, 1979). Sua principal ideia é de que a estimativa da distribuição amostral de interesse pode ser realizada pela geração de reamostras provenientes da amostra original. Porém, é necessário que a distribuição de probabilidade amostral possua boa aproximação da distribuição populacional (AMIRI; ROSEN; ZWANZIG, 2008).

Geralmente, realiza-se o bootstrap com um grande número de reamostras, sendo computadas as estatísticas de interesse em cada réplica, baseadas na amostra original (FRANCO;

REISEN, 2007). Este método tem sido amplamente utilizado nas análises econométricas e nas análises de séries temporais. Também tem sido usado como uma alternativa aos métodos convencionais de estimação, previsão e inferência a fim de obter melhores resultados inferenciais (LI; MADDALA, 1996; BERKOWITZ; KILIAN, 2000; MACKINNON, 2002).

Distintas técnicas de análises em diversas áreas de aplicação estudam a presença de autocorrelação serial nos dados (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). A correlação existente entre as observações pode ser um fator que restringe a aplicação de várias técnicas tradicionais (SHUMWAY; STOFFER, 2011). Desta forma, apenas reamostrar, por exemplo, os resíduos do modelo ajustado como é apresentado por Efron e Tibshirani (1993), torna-se inadequado, uma vez que nos modelos de séries temporais os dados geralmente não são independentes (FRANCO; REISEN, 2007). Desta forma, algumas adaptações devem ser feitas nos métodos bootstrap para contornar estes problemas, como por exemplo, somar de forma aleatória e com reposição os resíduos nas observações ajustadas pelo modelo (DAVISON; HINKLEY, 1997).

Alguns exemplos da utilização do método bootstrap em modelos de séries temporais podem ser encontrados em Thombs e Schucany (1990), Kim (1999), Kim (2001), Kim (2002), Masarotto (1990), Grigoletto (1998), Pascual, Romo e Ruiz (2001), Pascual, Romo e Ruiz (2006), Clements e Taylor (2001), Breidt, Davis e Dunsmuir (1995) e Mojirsheibani e Tibshirani (1996).

Devem ser testados métodos para geração das reamostras bootstrap para identificação do mais adequado ao modelo considerado. Nenhum método pode ser indicado como o melhor para modelos de séries temporais (SHIMIZU, 2009), uma vez que cada modelo pode apresentar uma necessidade especial. A seguir, serão apresentados os métodos que serão considerados neste trabalho e a forma de realização de previsões bootstrap.

Da mesma forma que foi apresentado na Seção 2.4, para obter as estimativas de μ_t^b, $\widehat{\mu}_t^b$, para $t = m, \ldots, n$, deve-se substituir γ^b por $\widehat{\gamma}^b$, e r_t^b por $g(y_t^b) - g(\widehat{\mu}_t^b)$ na Equação (2.2). A realização de previsões bootstrap para valores futuros y_{n+h}^b, h passos a frente, é dada por:

$$\widehat{y}_n^b(h) = g^{-1}\left(\widehat{\beta}^b + \sum_{i=1}^{p} \widehat{\varphi}_i^b \left[g(y_{n+h-i}^b)\right] + \sum_{j=1}^{q} \widehat{\theta}_j^b \left[r_{n+h-j}^b\right]\right), \tag{3.2}$$

com

$$\left[g(y_{n+h-i}^b)\right] = \begin{cases} g(\widehat{y}_n^b(h-i)), & \text{se} \quad i < h, \\ g(y_{n+h-i}^b), & \text{se} \quad i \geq h, \end{cases}$$

$$\left[r_{n+h-j}^b\right] = \begin{cases} g(y_n^b(h-j)) - g(\widehat{y}_n^b(h-j)), & \text{se} \quad j < h, \\ g(y_{n+h-j}^b) - g(\widehat{\mu}_{n+(h-j)}^b), & \text{se} \quad j \geq h. \end{cases}$$

3.3.1 Bootstrap paramétrico

O método bootstrap paramétrico consiste em gerar reamostras bootstrap de uma distribuição paramétrica (AMIRI; ROSEN; ZWANZIG, 2008) avaliadas nos estimadores obtidos utilizando a amostra original. O método bootstrap paramétrico para o modelo βARMA pode ser generalizado da seguinte maneira:

1. Suponha que $y = (y_1, \ldots, y_n)^\top$ é uma amostra aleatória em que cada y_t segue uma distribuição $Beta(\mu_t, \phi)$;
2. A partir da amostra original, obtenha as estimativas $\widehat{\mu}_t$, com $t = m, \ldots, n$, e $\widehat{\phi}$;
3. Gere B reamostras bootstrap y^b, em que cada y_t^b seja uma ocorrência de uma distribuição $Beta(\widehat{\mu}_t, \widehat{\phi})$;
4. Para cada reamostra bootstrap y^b, estime o modelo βARMA e obtenha as estatísticas de interesse;
5. Repita as Etapas 3 e 4 um número B muito grande de vezes;
6. Use as estatísticas de cada reamostra b, com $b = 1, \ldots, B$, para calcular as quantidades desejadas (média, variância, intervalos, previsões, etc).

A geração das ocorrências y^b da Etapa 3 é a que diferencia os diferentes métodos de reamostras bootstrap. Adaptando apenas este item, pode-se utilizar o mesmo algoritmo para obter as reamostras bootstrap de outras maneiras, conforme exposto a seguir.

3.3.2 Bootstrap por blocos

O método de bootstrap por blocos é considerado por MacKinnon (2006) como um dos mais adequados para dados ao longo do tempo. Sua ideia é baseada na divisão dos dados em v blocos de tamanho l, em que $n = vl$ é o tamanho amostral. Fixando $z_1 = (y_1, \ldots, y_l)$, $z_2 = (y_{l-1}, \ldots, y_{2l})$ e assim por diante, obtém-se $z_1, \ldots, z_v$ blocos. O procedimento baseia-se na ideia de reamostrar com probabilidade igual a v^{-1} cada um dos z blocos, e assim, obter uma nova série temporal (y^b) (DAVISON; HINKLEY, 1997).

Davison e Hinkley (1997) apresentam um exemplo que facilita o entendimento do método. Suponha uma série temporal igual a $y_1, \ldots, y_{12}$ e que $v = 3$ e $l = 4$. Desta forma, os blocos seriam: $z_1 = (y_1, y_2, y_3, y_4)$, $z_2 = (y_5, y_6, y_7, y_8)$ e $z_3 = (y_9, y_{10}, y_{11}, y_{12})$. Se a reamostra dos blocos for igual a $z_1^* = z_2$, $z_2^* = z_1$ e $z_3^* = z_2$, a nova série temporal de tamanho igual a 12, seria:

$$y^b = (z_1^*, z_2^*, z_3^*) = (y_5, y_6, y_7, y_8,\ \ y_1, y_2, y_3, y_4,\ \ y_5, y_6, y_7, y_8).$$

Existem diversas variações neste método, uma delas é baseada na sobreposição dos blocos, como proposto por Künsch (1989). Neste caso, o número de blocos será igual a $n - l + 1$. Considerando o exemplo anterior, os novos blocos seriam: $z_1 = (y_1, y_2, y_3, y_4)$, $z_2 = (y_2, y_3, y_4, y_5)$, $z_3 = (y_3, y_4, y_5, y_6)$ e assim até $z_9 = (y_9, y_{10}, y_{11}, y_{12})$. O efeito dessa versão é de que as primeiras e as últimas $l - 1$ observações aparecerão menos do que as demais. Por exemplo, a primeira observação y_1 aparece apenas em um bloco, a segunda em dois, da mesma forma que a y_{12} aparecerá apenas uma vez e y_{11} em duas vezes (SHIMIZU, 2009).

Este efeito pode ser removido realizando uma extensão cíclica do método, ou seja, adicionando os blocos $z_{10} = (y_{10}, y_{11}, y_{12}, y_1)$, $z_{11} = (y_{11}, y_{12}, y_1, y_2)$ e $z_{12} = (y_{12}, y_1, y_2, y_3)$. Desta forma, cada observação terá a mesma chance de aparecer na reamostra. Esta correção ainda pode resolver o problema da possibilidade do último bloco ser mais curto quando n/l não for inteiro (DAVISON; HINKLEY, 1997).

A principal ideia por traz do método de reamostragem por blocos é de que se os mesmos são grandes o suficiente, a dependência da série original será preservada nas reamostras bootstrap, as quais terão aproximadamente a mesma distribuição. A aproximação funcionará melhor se a dependência for fraca e os blocos forem os maiores possíveis, preservando assim a dependência da forma mais fiel possível (DAVISON; HINKLEY, 1997; SHIMIZU, 2009).

3.3.3 Bootstrap residual

A simples replicação dos resíduos do modelo ajustado como gerador de uma reamostra bootstrap não é o mais adequado por estarmos trabalhando com dados ao longo do tempo. Estes dados apresentam autocorrelação, ou seja, não são independentes (FRANCO; REISEN, 2007). Realizar a replicação dos resíduos não levaria em consideração a correlação serial dos dados. Como alternativa a este problema, o presente trabalho obterá as reamostras bootstrap considerando os coeficientes ajustados pelo modelo e as reamostras dos seus resíduos (DAVISON; HINKLEY, 1997). Desta forma, garante-se que as reamostras preservam a estrutura de dependência presente nas obsevações das séries temporais (CLEMENTS; KIM, 2007). As reamostras bootstrap serão geradas da seguinte maneira:

$$y_t^b = g^{-1}\left(\widehat{y}_t^* + \mathcal{R}_1^*(y_t, \widehat{\mu}_t)\right),$$

em que os resíduos $\mathcal{R}_1^*(y_t, \widehat{\mu}_t)$ são sorteios aleatórios de $\mathcal{R}_1(y_1, \widehat{\mu}_1), \ldots, \mathcal{R}_1(y_n, \widehat{\mu}_n)$. Considerando $g^{-1}\left(\widehat{y}^* + \mathcal{R}_1^*(y_t, \widehat{\mu}_t)\right)$, garante-se que os valores das reamostras bootstrap estejam contidos no intervalo $(0, 1)$.

4 AVALIAÇÕES NUMÉRICAS

Este capítulo se subdivide em duas partes. Na primeira, é apresentada a metodologia utilizada para avaliação dos intervalos de predição. Posteriormente, são apresentados os resultados numéricos das simulações de Monte Carlo.

4.1 Simulações de Monte Carlo

A avaliação dos intervalos de predição do modelo βARMA foi realizada por meio de simulações de Monte Carlo. A implementação computacional foi desenvolvida em linguagem `R` (R Development Core Team, 2014). O número de réplicas de Monte Carlo e de bootstrap foram fixadas em 1000, com tamanhos amostrais de $n = 50$, 100, 200 e $H = 10$. O mesmo número de réplicas de Monte Carlo e bootstrap foi considerado por Trucíos e Hotta (2016) e os mesmos tamanhos amostrais por Espinheira, Ferrari e Cribari-Neto (2014). Foram geradas $n + H$ observações, sendo as últimas H utilizadas apenas para avaliação dos intervalos de predição. A estrutura da média do modelo βARMA considerada é dada por (2.2), com função de ligação logit, definida por: $\text{logit}(\mu_t) = \log(\frac{\mu_t}{1-\mu_t})$. Os cenários considerados foram:

1. βAR(2): $\beta = -0{,}3$, $\varphi_1 = 0{,}8$ e $\varphi_2 = -0{,}8$;

2. βAR(2): $\beta = 0{,}9$, $\varphi_1 = 0{,}3$ e $\varphi_2 = 0{,}3$;

3. βMA(2): $\beta = -0{,}8$, $\theta_1 = 0{,}8$ e $\theta_2 = -0{,}8$;

4. βMA(2): $\beta = 1{,}5$, $\theta_1 = -0{,}2$ e $\theta_2 = 0{,}6$;

5. βARMA$(1, 1)$: $\beta = -0{,}3$, $\varphi_1 = -0{,}4$ e $\theta_1 = 0{,}3$;

6. βARMA$(1, 1)$: $\beta = 0{,}95$, $\varphi_1 = 0{,}65$ e $\theta_1 = -0{,}95$.

Os valores dos parâmetros foram escolhidos visando a avaliação de distintas possibilidades de μ. Buscou-se verificar o comportamento dos intervalos em torno do valor médio e de um ponto mais extremo do intervalo $(0, 1)$. Desta forma, os cenários 1, 3 e 5 consideram $\mu \approx 0{,}4$, e os cenários 2, 4 e 6 apresentam $\mu \approx 0{,}9$. Todos os modelos consideram $\phi = 120$.

Foram realizados experimentos computacionais com outros valores de ϕ, porém os resultados foram semelhantes e suprimidos.

Para avaliar os intervalos de predição, foram calculados os valores de taxas de cobertura (TC_h) de cada intervalo, com probabilidade de cobertura de 90% e 95% da seguinte forma:

$$\text{TC}_h = \frac{\#(LI_h < y_{n+h} < LS_h)}{R},$$

sendo R o número de réplicas de Monte Carlo. Espera-se que a TC_h esteja próxima do valor do coeficiente de confiança $(1-\alpha)$, ou seja, $0{,}90$ ou $0{,}95$.

Ainda, foi verificado o percentual de vezes em que o verdadeiro valor futuro ficou acima do limite superior, a cobertura superior média (TC_h^S), e abaixo do limite inferior, a cobertura inferior média (TC_h^I), como segue (TRUCÍOS; HOTTA, 2016):

$$\begin{aligned}\text{TC}_h^S &= \frac{\#(LS_h < y_{n+h})}{R},\\ \text{TC}_h^I &= \frac{\#(LI_h > y_{n+h})}{R}.\end{aligned}$$

Espera-se que os valores de TC_h^S e TC_h^I sejam os mais similares possíveis para os intervalos serem considerados balanceados. Estas medidas foram consideradas também de forma gráfica. Um gráfico foi construído com os valores de balanceamento dos intervalos, ou seja, as diferenças entre TC_h^S e TC_h^I. Para bons intervalos de predição, espera-se que $\text{TC}_h^S \approx \text{TC}_h^I$, ou seja, $\text{TC}_h^S - \text{TC}_h^I \approx 0$.

Também foi calculada a amplitude média (A_h) dos intervalos e as distâncias das coberturas superiores e inferiores médias, (S_h), dadas por (TRUCÍOS; HOTTA, 2016; LANA, 2012):

$$\begin{aligned}\text{A}_h &= \frac{\sum_{i=1}^{R}(LS_h^{(i)} - LI_h^{(i)})}{R},\\ \text{S}_h &= \mid \text{TC}_h^I - \alpha/2 \mid + \mid \text{TC}_h^S - \alpha/2 \mid .\end{aligned}$$

Dada uma probabilidade de cobertura fixada, espera-se que A_h seja a menor possível. A medida S_h avalia a soma das diferenças absolutas entre as coberturas médias inferiores e superiores com as coberturas nominais, sendo uma medida de dispersão do intervalo. Espera-se que o valor de S_h seja a menor possível (LANA, 2012).

4.2 Resultados numéricos

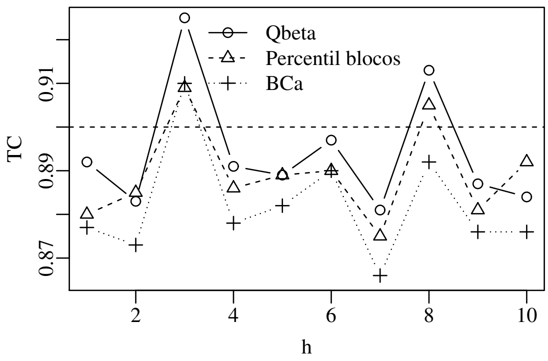
Nesta seção, são apresentados os resultados das simulações de Monte Carlo, considerando $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$. São discutidos apenas estes cenários, uma vez que foi verificado, por meio dos resultados das Simulações de Monte Carlo, que o tamanho amostral e o valor de α interferem apenas no desempenho geral dos IP. Os demais resultados podem ser encontrados em detalhes nos Apêndices A e B. A Tabela 4.1 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 1. Este modelo é composto apenas por termos autorregressivos e considera $\mu \approx 0,4$. Neste cenário, podemos destacar os comportamentos semelhantes dos intervalos, exceto nos intervalos EPB. Estes intervalos, ao contrário dos demais, apresentam valores de TC$_h$ distantes do valor de probabilidade de cobertura. O intervalo Qbeta apresentou, em geral, menores valores de S$_h$. Este fato se dá em razão do intervalo Qbeta apresentar valores de TC$_h$ mais próximos da probabilidade de cobertura dos intervalos e não ter medidas discrepantes entre os valores de TC$_h^I$ e TC$_h^S$.

A Figura 4.1 apresenta um resumo gráfico das principais medidas avaliadas, considerando os intervalos Qbeta, percentil blocos e o BCa. Estes três intervalos foram escolhidos entre os demais por apresentarem comportamentos semelhantes em todos os cenários avaliados. Analisando a Figura 4.1(a), nota-se que o intervalo de predição Qbeta apresentou, em geral, valores de taxas de cobertura mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura em relação aos outros dois intervalos. Na Figura 4.1(b), observa-se que o intervalo com menor amplitude é o BCa, o qual também apresentou bons valores de TC$_h$. Verifica-se desempenho similar do intervalo percentil blocos e do intervalo BCa, na Figura 4.1(c), uma vez que os valores de TC$_h^I$ e TC$_h^S$ ficaram mais próximos em um maior número de observações. A taxa de cobertura destes intervalos ficaram um pouco abaixo dos valores de probabilidade de cobertura, porém foram superiores em outras medidas. Lana (2012) afirma que os valores de taxas de cobertura mais próximos da probabilidade de cobertura em alguns intervalos não se deve necessariamente a algum mérito, mas sim a dois erros, um compensando o outro, quando TC$_h^I$ difere de TC$_h^S$. Esta afirmação torna-se válida para o intervalo Qbeta. Ele apresenta valores de TC$_h$ mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura, porém, quando analisado o balanceamento deste intervalo, encontra-se maior distorção.

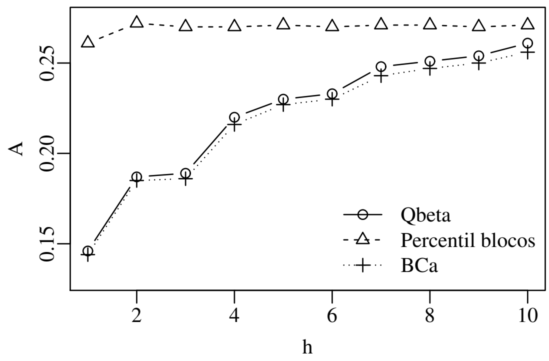
A Tabela 4.2 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 2. Este modelo também é composto apenas por dois termos autorregressivos, porém apresenta μ

Tabela 4.1 – Intervalos de predição para o cenário 1 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 100$.

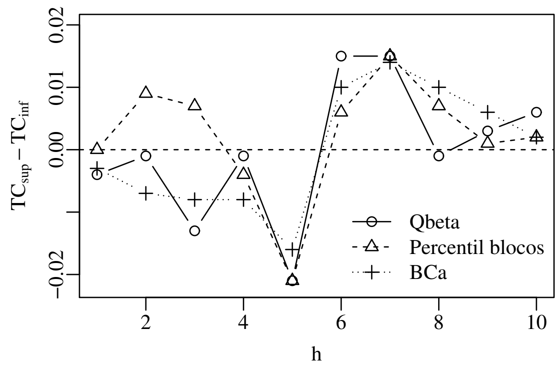
h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,893	0,875	0,923	0,884	0,879	0,893	0,879	0,910	0,882	0,879
A$_h$	0,146	0,187	0,189	0,219	0,229	0,232	0,247	0,251	0,253	0,259
TC$_h^I$	0,059	0,070	0,045	0,063	0,075	0,052	0,056	0,048	0,060	0,060
TC$_h^S$	0,048	0,055	0,032	0,053	0,046	0,055	0,065	0,042	0,058	0,061
S$_h$	0,011	0,025	0,023	0,016	0,029	0,007	0,021	0,010	0,018	0,021
IP Qbeta										
TC$_h$	0,892	0,883	0,925	0,891	0,889	0,897	0,881	0,913	0,887	0,884
A$_h$	0,146	0,187	0,189	0,220	0,230	0,233	0,248	0,251	0,254	0,261
TC$_h^I$	0,056	0,059	0,044	0,055	0,066	0,044	0,052	0,044	0,055	0,055
TC$_h^S$	0,052	0,058	0,031	0,054	0,045	0,059	0,067	0,043	0,058	0,061
S$_h$	0,008	0,017	0,025	0,009	0,021	0,015	0,019	0,013	0,013	0,016
IP percentil residual										
TC$_h$	0,927	0,921	0,926	0,893	0,902	0,899	0,877	0,914	0,885	0,889
A$_h$	0,247	0,252	0,263	0,268	0,269	0,272	0,272	0,272	0,273	0,272
TC$_h^I$	0,039	0,040	0,035	0,054	0,057	0,053	0,053	0,038	0,055	0,056
TC$_h^S$	0,034	0,039	0,039	0,053	0,041	0,048	0,070	0,048	0,060	0,055
S$_h$	0,027	0,021	0,026	0,007	0,016	0,005	0,023	0,014	0,015	0,011
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,833	0,853	0,893	0,889	0,887	0,894	0,871	0,910	0,880	0,884
A$_h$	0,247	0,252	0,263	0,268	0,269	0,271	0,272	0,272	0,272	0,272
TC$_h^I$	0,086	0,070	0,046	0,055	0,066	0,051	0,056	0,042	0,059	0,059
TC$_h^S$	0,081	0,077	0,061	0,056	0,047	0,055	0,073	0,048	0,061	0,057
S$_h$	0,067	0,047	0,015	0,011	0,019	0,006	0,029	0,010	0,020	0,016
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,880	0,885	0,909	0,886	0,889	0,890	0,875	0,905	0,881	0,892
A$_h$	0,261	0,272	0,270	0,270	0,271	0,270	0,271	0,271	0,270	0,271
TC$_h^I$	0,060	0,053	0,042	0,059	0,066	0,052	0,055	0,044	0,059	0,053
TC$_h^S$	0,060	0,062	0,049	0,055	0,045	0,058	0,070	0,051	0,060	0,055
S$_h$	0,020	0,015	0,009	0,014	0,021	0,010	0,025	0,007	0,019	0,008
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,888	0,885	0,901	0,887	0,883	0,895	0,877	0,903	0,880	0,885
A$_H$	0,264	0,272	0,270	0,270	0,270	0,270	0,270	0,270	0,270	0,270
TC$_h^I$	0,053	0,057	0,045	0,058	0,070	0,051	0,055	0,047	0,059	0,060
TC$_h^S$	0,059	0,058	0,054	0,055	0,047	0,054	0,068	0,050	0,061	0,055
S$_h$	0,012	0,015	0,009	0,013	0,023	0,005	0,023	0,003	0,020	0,015
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,881	0,872	0,914	0,877	0,877	0,890	0,863	0,890	0,874	0,876
A$_h$	0,144	0,184	0,186	0,216	0,227	0,230	0,244	0,248	0,250	0,257
TC$_h^I$	0,062	0,068	0,048	0,068	0,071	0,049	0,064	0,052	0,060	0,063
TC$_h^S$	0,057	0,060	0,038	0,055	0,052	0,061	0,073	0,058	0,066	0,061
S$_h$	0,019	0,028	0,014	0,023	0,023	0,012	0,037	0,010	0,026	0,024
IP BCa										
TC$_h$	0,877	0,873	0,910	0,878	0,882	0,890	0,866	0,892	0,876	0,876
A$_h$	0,144	0,185	0,186	0,216	0,227	0,230	0,243	0,247	0,250	0,256
TC$_h^I$	0,063	0,067	0,049	0,065	0,067	0,050	0,060	0,049	0,059	0,061
TC$_h^S$	0,060	0,060	0,041	0,057	0,051	0,060	0,074	0,059	0,065	0,063
S$_h$	0,023	0,027	0,010	0,022	0,018	0,010	0,034	0,010	0,024	0,024
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,793	0,753	0,772	0,689	0,703	0,709	0,645	0,667	0,638	0,653
A$_h$	0,166	0,173	0,188	0,194	0,196	0,198	0,198	0,199	0,199	0,199
TC$_h^I$	0,111	0,122	0,123	0,167	0,153	0,141	0,173	0,179	0,188	0,176
TC$_h^S$	0,096	0,125	0,105	0,144	0,144	0,150	0,182	0,154	0,174	0,171
S$_h$	0,107	0,147	0,128	0,211	0,197	0,191	0,255	0,233	0,262	0,247
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,684	0,678	0,697	0,683	0,672	0,670	0,671	0,675	0,651	0,640
A$_h$	0,107	0,135	0,141	0,163	0,171	0,174	0,185	0,188	0,189	0,194
TC$_h^I$	0,171	0,173	0,165	0,165	0,162	0,159	0,168	0,156	0,184	0,181
TC$_h^S$	0,145	0,149	0,138	0,152	0,166	0,171	0,161	0,169	0,165	0,179
S$_h$	0,216	0,222	0,203	0,217	0,228	0,230	0,229	0,225	0,249	0,260



(a) Comparação das TC_h



(b) Comparação das A_h



(c) Comparação das TC_h^I e TC_h^S

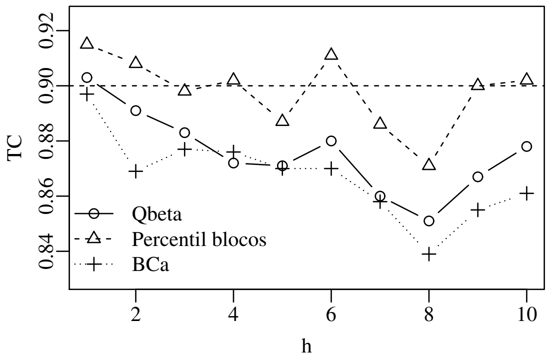
Figura 4.1 – Comparação entre os intervalos de predição Qbeta, percentil blocos e BCa para o cenário 1 com $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$.

próximo a $0{,}9$. O intervalo percentil blocos para $h = 9$ apresentou valor de TC_h igual ao valor de probabilidade de cobertura. Para os demais intervalos, percebe-se que as TC_h apresentaram valores próximos aos valores de probabilidade de cobertura desejados. Neste cenário, os intervalos percentis apresentaram valores de TC_h mais próximos a $0{,}90$ do que o intervalo Qbeta. Pode-se assim verificar as variações de comportamento de Qbeta quando consideramos valores de μ mais próximos aos extremos do intervalo $(0, 1)$. Podemos destacar novamente comportamento semelhante entre os intervalos, exceto para os intervalos EPB e BJ. Uma possível razão para a distorção dos intervalos BJ é o fato da distribuição de y apresentar maior assimetria, uma vez que consideramos neste cenário, μ mais próximo dos limites do intervalo $(0, 1)$. Desta forma, a normalidade assumida neste IP torna-se inapropriada. O intervalo Qbeta também teve seus valores de TC_h mais abaixo da probabilidade de cobertura conforme houve o aumento do horizonte de previsão, quando comparados com os resultados do cenário 1. Os intervalos percentil com diferentes reamostras bootstrap apresentaram menores valores de S_h.

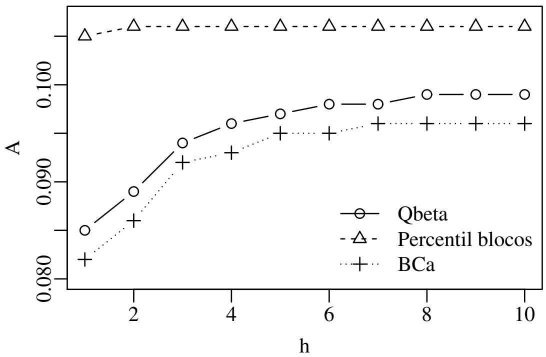
Tabela 4.2 – Intervalos de predição para o cenário 2 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,465	0,492	0,496	0,458	0,472	0,453	0,467	0,444	0,450	0,443
A$_h$	0,035	0,037	0,040	0,040	0,041	0,041	0,042	0,042	0,042	0,042
TC$_h^I$	0,244	0,207	0,204	0,212	0,211	0,217	0,206	0,205	0,203	0,205
TC$_h^S$	0,291	0,301	0,300	0,330	0,317	0,330	0,327	0,351	0,347	0,352
S$_h$	0,435	0,408	0,404	0,442	0,428	0,447	0,433	0,456	0,450	0,457
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,903	0,891	0,883	0,872	0,871	0,880	0,860	0,851	0,867	0,878
A$_h$	0,085	0,089	0,094	0,096	0,097	0,098	0,098	0,099	0,099	0,099
TC$_h^I$	0,054	0,045	0,047	0,047	0,063	0,050	0,047	0,058	0,047	0,043
TC$_h^S$	0,043	0,064	0,070	0,081	0,066	0,070	0,093	0,091	0,086	0,079
S$_h$	0,011	0,019	0,023	0,034	0,029	0,020	0,046	0,049	0,039	0,036
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,906	0,893	0,884	0,884	0,870	0,890	0,862	0,855	0,869	0,880
A$_h$	0,098	0,099	0,099	0,099	0,099	0,099	0,099	0,099	0,099	0,099
TC$_h^I$	0,050	0,037	0,050	0,050	0,069	0,049	0,056	0,068	0,059	0,055
TC$_h^S$	0,044	0,070	0,066	0,066	0,061	0,061	0,082	0,077	0,072	0,065
S$_h$	0,006	0,033	0,016	0,016	0,030	0,012	0,038	0,045	0,031	0,020
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,870	0,881	0,887	0,882	0,879	0,896	0,871	0,860	0,882	0,885
A$_h$	0,105	0,103	0,102	0,102	0,102	0,101	0,101	0,101	0,101	0,101
TC$_h^I$	0,028	0,028	0,039	0,044	0,059	0,041	0,051	0,061	0,049	0,048
TC$_h^S$	0,102	0,091	0,074	0,074	0,062	0,063	0,078	0,079	0,069	0,067
S$_h$	0,074	0,063	0,035	0,030	0,021	0,022	0,029	0,040	0,020	0,019
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,915	0,908	0,898	0,902	0,887	0,911	0,886	0,871	0,900	0,902
A$_h$	0,105	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106
TC$_h^I$	0,039	0,027	0,039	0,033	0,051	0,034	0,039	0,053	0,035	0,030
TC$_h^S$	0,046	0,065	0,063	0,065	0,062	0,055	0,075	0,076	0,065	0,068
S$_h$	0,015	0,038	0,024	0,032	0,013	0,021	0,036	0,029	0,030	0,038
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,916	0,907	0,899	0,899	0,890	0,906	0,882	0,875	0,898	0,906
A$_h$	0,107	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106	0,106
TC$_h^I$	0,034	0,029	0,037	0,035	0,050	0,035	0,043	0,052	0,040	0,032
TC$_h^S$	0,050	0,064	0,064	0,066	0,060	0,059	0,075	0,073	0,062	0,062
S$_h$	0,016	0,035	0,027	0,031	0,010	0,024	0,032	0,025	0,022	0,030
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,893	0,881	0,877	0,865	0,865	0,874	0,859	0,828	0,858	0,865
A$_h$	0,084	0,088	0,094	0,095	0,097	0,097	0,098	0,098	0,098	0,098
TC$_h^I$	0,065	0,049	0,049	0,056	0,063	0,055	0,046	0,068	0,051	0,046
TC$_h^S$	0,042	0,070	0,074	0,079	0,072	0,071	0,095	0,104	0,091	0,089
S$_h$	0,023	0,021	0,025	0,035	0,035	0,026	0,049	0,072	0,042	0,043
					IP BCa					
TC$_h$	0,897	0,869	0,877	0,876	0,870	0,870	0,858	0,839	0,855	0,861
A$_h$	0,082	0,086	0,092	0,093	0,095	0,095	0,096	0,096	0,096	0,096
TC$_h^I$	0,075	0,072	0,059	0,060	0,077	0,066	0,055	0,082	0,064	0,063
TC$_h^S$	0,028	0,059	0,064	0,064	0,053	0,064	0,087	0,079	0,081	0,076
S$_h$	0,047	0,031	0,023	0,024	0,030	0,030	0,042	0,061	0,045	0,039
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,845	0,842	0,798	0,791	0,770	0,781	0,769	0,743	0,757	0,771
A$_h$	0,080	0,085	0,090	0,094	0,098	0,100	0,102	0,104	0,106	0,107
TC$_h^I$	0,097	0,071	0,076	0,074	0,074	0,055	0,057	0,055	0,048	0,037
TC$_h^S$	0,058	0,087	0,126	0,135	0,156	0,164	0,174	0,202	0,195	0,192
S$_h$	0,055	0,058	0,102	0,109	0,130	0,119	0,131	0,157	0,147	0,155
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,775	0,767	0,791	0,776	0,771	0,790	0,780	0,779	0,790	0,782
A$_h$	0,076	0,082	0,089	0,091	0,092	0,093	0,093	0,092	0,092	0,092
TC$_h^I$	0,061	0,053	0,043	0,059	0,088	0,063	0,075	0,083	0,076	0,079
TC$_h^S$	0,164	0,180	0,166	0,165	0,141	0,147	0,145	0,138	0,134	0,139
S$_h$	0,125	0,133	0,123	0,124	0,129	0,110	0,120	0,121	0,110	0,118

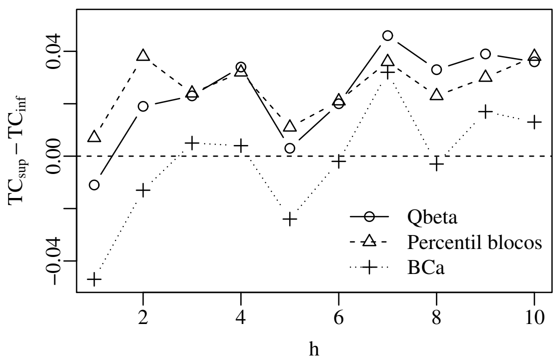
A Figura 4.2 apresenta um resumo gráfico das principais medidas, assim como a Figura 4.1. Verifica-se por meio da Figura 4.2(a) que o intervalo de predição percentil blocos apresentou valores para as taxas de cobertura mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura. Analisando a Figura 4.2(b), observa-se que o intervalo com menor amplitude é o BCa. Novamente este intervalo apresentou menor amplitude e bons valores de TC_h. Verifica-se também melhor desempenho do intervalo BCa na Figura 4.2(c), uma vez que os valores de TC_h^I e TC_h^S ficaram mais próximos para 9 valores de h em relação ao intervalo Qbeta e o percentil blocos.



(a) Comparação das TC_h



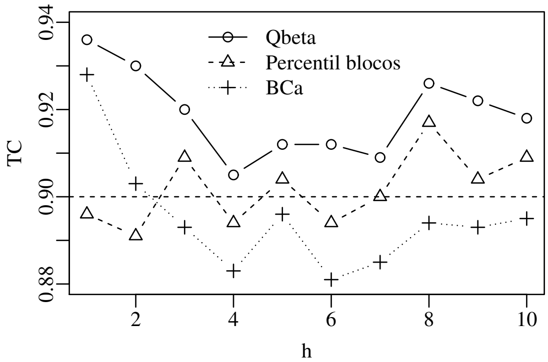
(b) Comparação das A_h



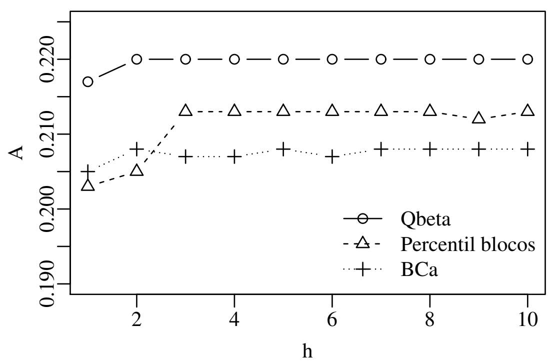
(c) Comparação das TC_h^I e TC_h^S

Figura 4.2 – Comparação entre os intervalos de predição Qbeta, percentil blocos e BCa para o cenário 2 com $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$.

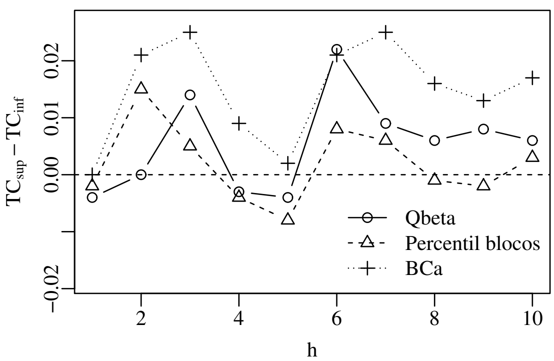
A Tabela 4.3 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 3, composto por dois termos de médias móveis e μ mais próximo a $0{,}4$. O intervalo percentil blocos para $h = 7$ e o intervalo EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$ para $h = 1$ apresentaram valores de TC_h iguais ao valor de probabilidade de cobertura. Os demais intervalos, apresentaram valores de TC_h próximos aos valores nominais. Podemos destacar comportamento semelhante entre todos os intervalos neste cenário. Os intervalos EPB apresentaram valores de taxas de cobertura mais próximas aos valores de probabilidade de cobertura quando comparados aos cenários onde os modelos eram compostos apenas por termos autorregressivos. Neste modelo, bem como no anterior, os intervalos percentis com diferentes tipos de reamostras, com exceção as reamostras paramétricas, apresentaram comportamento superior ao intervalo Qbeta em TC_h. O intervalo percenti residual apresentou menores valores de S_h.



(a) Comparação das TC_h



(b) Comparação das A_h



(c) Comparação das TC_h^I e TC_h^S

Figura 4.3 – Comparação entre os intervalos de predição Qbeta, percentil blocos e BCa para o cenário 3 com $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$.

A Figura 4.3 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 3, da mesma forma que nos modelos anteriores. Analisando a Figura 4.3(a), observa-se que os intervalos BCa e o percentil blocos apresentaram valores de TC_h mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura. Novamente, o intervalo BCa apresentou menores valores de amplitude, conforme pode ser verificado na Figura 4.4(b), associados a bons valores de taxa de cobertura. Neste cenário, observa-se também melhor desempenho do intervalo percentil blocos na Figura 4.4(c), uma vez que os valores de TC_h^I e TC_h^S ficaram mais próximos de zero para um

Tabela 4.3 – Intervalos de predição para o cenário 3 considerando $\alpha = 0,1$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,889	0,873	0,860	0,843	0,857	0,850	0,852	0,875	0,855	0,868
A$_h$	0,189	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191
TC$_h^I$	0,069	0,072	0,078	0,087	0,083	0,078	0,082	0,069	0,081	0,070
TC$_h^S$	0,042	0,055	0,062	0,070	0,060	0,072	0,066	0,056	0,064	0,062
S$_h$	0,027	0,027	0,040	0,057	0,043	0,050	0,048	0,025	0,045	0,032
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,936	0,930	0,920	0,905	0,912	0,912	0,909	0,926	0,922	0,918
A$_h$	0,217	0,220	0,220	0,220	0,220	0,220	0,220	0,220	0,220	0,220
TC$_h^I$	0,034	0,035	0,033	0,049	0,046	0,033	0,041	0,034	0,035	0,038
TC$_h^S$	0,030	0,035	0,047	0,046	0,042	0,055	0,050	0,040	0,043	0,044
S$_h$	0,036	0,030	0,020	0,005	0,012	0,022	0,009	0,026	0,022	0,018
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,901	0,898	0,905	0,885	0,901	0,891	0,893	0,908	0,907	0,907
A$_h$	0,207	0,209	0,210	0,210	0,210	0,210	0,210	0,210	0,210	0,210
TC$_h^I$	0,051	0,041	0,044	0,062	0,053	0,049	0,051	0,043	0,049	0,044
TC$_h^S$	0,048	0,061	0,051	0,053	0,046	0,060	0,056	0,049	0,044	0,049
S$_h$	0,003	0,020	0,007	0,015	0,007	0,011	0,007	0,008	0,007	0,007
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,924	0,913	0,928	0,913	0,921	0,918	0,916	0,931	0,933	0,923
A$_h$	0,223	0,224	0,226	0,226	0,226	0,225	0,225	0,225	0,225	0,226
TC$_h^I$	0,037	0,039	0,036	0,049	0,045	0,034	0,043	0,034	0,037	0,040
TC$_h^S$	0,039	0,048	0,036	0,038	0,034	0,048	0,041	0,035	0,030	0,037
S$_h$	0,024	0,013	0,028	0,013	0,021	0,018	0,016	0,031	0,033	0,023
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,896	0,891	0,909	0,894	0,904	0,894	0,900	0,917	0,904	0,909
A$_h$	0,203	0,205	0,213	0,213	0,213	0,213	0,213	0,213	0,212	0,213
TC$_h^I$	0,053	0,047	0,043	0,055	0,052	0,049	0,047	0,042	0,049	0,044
TC$_h^S$	0,051	0,062	0,048	0,051	0,044	0,057	0,053	0,041	0,047	0,047
S$_h$	0,004	0,015	0,009	0,006	0,008	0,008	0,006	0,017	0,004	0,009
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,889	0,886	0,908	0,892	0,903	0,894	0,895	0,915	0,907	0,913
A$_h$	0,203	0,205	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212
TC$_h^I$	0,054	0,047	0,043	0,057	0,055	0,049	0,052	0,045	0,046	0,043
TC$_h^S$	0,057	0,067	0,049	0,051	0,042	0,057	0,053	0,040	0,047	0,044
S$_h$	0,011	0,020	0,008	0,008	0,013	0,008	0,005	0,015	0,007	0,013
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,920	0,909	0,898	0,880	0,898	0,880	0,889	0,896	0,893	0,895
A$_h$	0,206	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208
TC$_h^I$	0,045	0,042	0,047	0,058	0,053	0,054	0,049	0,049	0,049	0,051
TC$_h^S$	0,035	0,049	0,055	0,062	0,049	0,066	0,062	0,055	0,058	0,054
S$_h$	0,020	0,009	0,008	0,020	0,004	0,020	0,013	0,006	0,009	0,005
					IP BCa					
TC$_h$	0,928	0,903	0,893	0,883	0,896	0,881	0,885	0,894	0,893	0,895
A$_h$	0,205	0,208	0,207	0,207	0,208	0,207	0,208	0,208	0,208	0,208
TC$_h^I$	0,036	0,038	0,041	0,054	0,051	0,049	0,045	0,045	0,047	0,044
TC$_h^S$	0,036	0,059	0,066	0,063	0,053	0,070	0,070	0,061	0,060	0,061
S$_h$	0,028	0,021	0,025	0,017	0,004	0,021	0,025	0,016	0,013	0,017
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,900	0,894	0,838	0,824	0,841	0,845	0,829	0,863	0,824	0,865
A$_h$	0,203	0,205	0,206	0,206	0,206	0,206	0,205	0,206	0,206	0,205
TC$_h^I$	0,073	0,075	0,098	0,108	0,107	0,098	0,096	0,084	0,109	0,083
TC$_h^S$	0,027	0,031	0,064	0,068	0,052	0,057	0,075	0,053	0,067	0,052
S$_h$	0,046	0,044	0,062	0,076	0,059	0,055	0,071	0,037	0,076	0,035
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,907	0,877	0,849	0,834	0,854	0,833	0,842	0,849	0,841	0,831
A$_h$	0,193	0,196	0,197	0,197	0,197	0,197	0,197	0,197	0,197	0,197
TC$_h^I$	0,045	0,055	0,066	0,083	0,063	0,074	0,074	0,069	0,079	0,081
TC$_h^S$	0,048	0,068	0,085	0,083	0,083	0,093	0,084	0,082	0,080	0,088
S$_h$	0,007	0,023	0,051	0,066	0,046	0,067	0,058	0,051	0,059	0,069

maior número de observações.

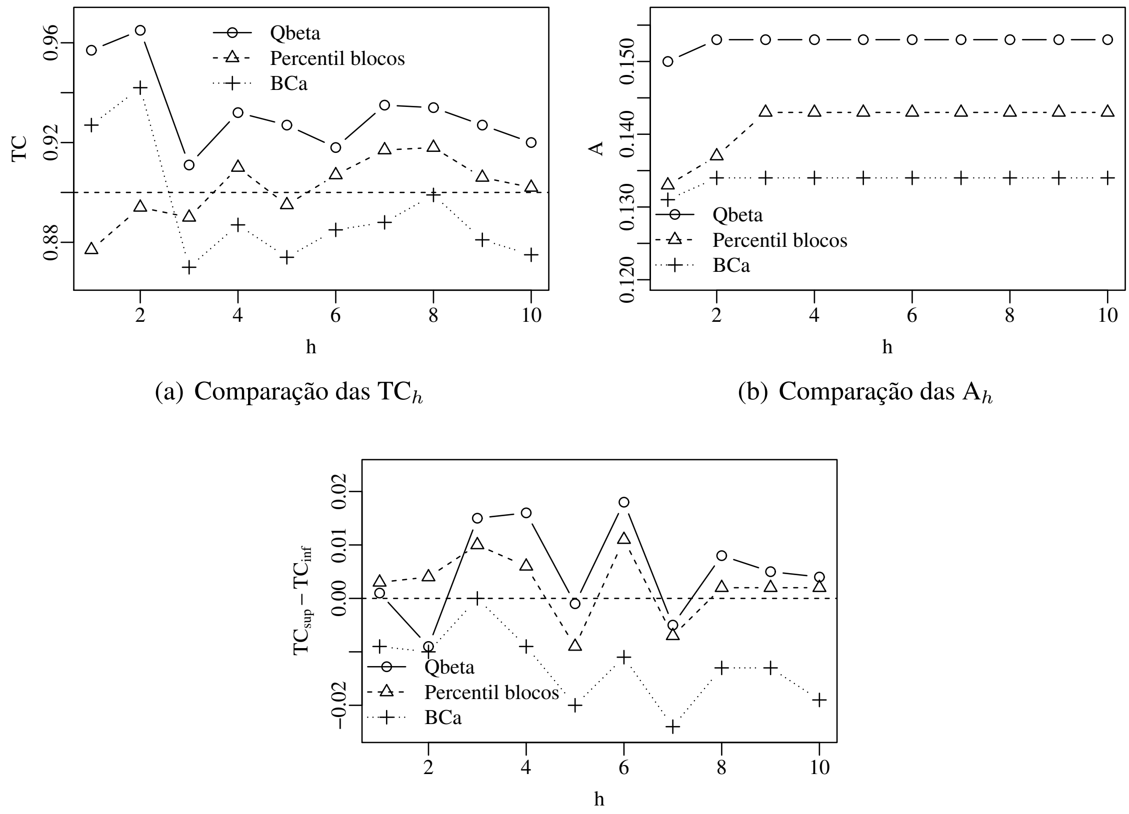
A Tabela 4.4 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 4. Este modelo é composto por dois termos de médias móveis e μ mais próximo a $0{,}9$. O intervalo percentil residual para $h = 4$ e o intervalo EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$ para $h = 1$ apresentaram valores de TC$_h$ iguais ao valor de probabilidade de cobertura. Para os demais intervalos, percebe-se que as TC$_h$ apresentaram valores próximos aos valores nominais de cobertura. Como no caso anterior, os intervalos EPB apresentaram valores de taxas de cobertura mais próximas ao valor de probabilidade de cobertura quando comparadas aos cenários onde os modelos eram compostos apenas por termos autorregressivos. O intervalo BJ apresentou valores de TC$_h$ mais próximos ao esperado quando comparados ao modelo autorregressivo com $\mu \approx 0{,}9$, porém inferiores aos modelos considerando $\mu \approx 0{,}4$. Desta forma, podemos destacar a inferioridade dos modelos BJ quando μ encontra-se mais próximo de 0 ou 1. O intervalo Qbeta apresentou valores de TC$_h$ mais distorcidos quando comparados aos modelos que consideram os termos autorregressivos. Os intervalos percenti residual, blocos e blocos cíclicos apresentaram menores valores de S$_h$.

A Figura 4.4 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 4. Analisando a Figura 4.4(a), verifica-se que os intervalos BCa e o percentil blocos, assim como no cenário anterior, apresentaram valores de TC$_h$ mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura. Novamente, o intervalo BCa apresentou menores valores de amplitude, conforme pode ser visto na Figura 4.4(b). O intervalo BCa além de sempre apresentar menor amplitude, apresenta bons valores de TC$_h$. Verifica-se também melhor desempenho do intervalo percentil blocos na Figura 4.4(c), uma vez que os valores de TC^I_h e TC^S_h ficaram mais próximos de zero em um maior número de observações. Pode-se concluir que nos modelos compostos apenas por termos de médias móveis, os intervalos BCa e percentil blocos mostraram-se superiores aos intervalos sem bootstrap, ressaltando assim a necessidade da utilização do método bootstrap para obter intervalos confiáveis independente do modelo considerado.

A Tabela 4.5 apresenta os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 5. Este modelo é composto por um termo autorregressivo e um de médias móveis com $\mu \approx 0{,}4$. O intervalo Qbeta e o intervalo percentil com reamostras por blocos cíclicos apresentaram valores de TC$_h$ igual ao valor de probabilidade de cobertura para $h = 8$ e $h = 9$, respectivamente. Os demais resultados apresentaram valores de taxa de cobertura próximos aos valores de probabilidade de cobertura nominal dos intervalos. Novamente, o intervalo EPB mostrou-se superior

Tabela 4.4 – Intervalos de predição para o cenário 4 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,831	0,861	0,766	0,809	0,788	0,804	0,798	0,781	0,789	0,779
A$_h$	0,106	0,108	0,109	0,109	0,109	0,109	0,109	0,109	0,109	0,109
TC$_h^I$	0,054	0,054	0,086	0,078	0,084	0,076	0,096	0,082	0,086	0,088
TC$_h^S$	0,115	0,085	0,148	0,113	0,128	0,120	0,106	0,137	0,125	0,133
S$_h$	0,069	0,039	0,134	0,091	0,112	0,096	0,102	0,119	0,111	0,121
IP Qbeta										
TC$_h$	0,957	0,965	0,911	0,932	0,927	0,918	0,935	0,934	0,927	0,920
A$_h$	0,150	0,153	0,153	0,153	0,153	0,153	0,153	0,153	0,153	0,153
TC$_h^I$	0,021	0,022	0,037	0,026	0,037	0,032	0,035	0,029	0,034	0,038
TC$_h^S$	0,022	0,013	0,052	0,042	0,036	0,050	0,030	0,037	0,039	0,042
S$_h$	0,057	0,065	0,015	0,032	0,027	0,018	0,035	0,034	0,027	0,020
IP percentil residual										
TC$_h$	0,883	0,894	0,876	0,900	0,892	0,901	0,898	0,904	0,899	0,893
A$_h$	0,136	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,139	0,139
TC$_h^I$	0,059	0,053	0,053	0,047	0,056	0,043	0,056	0,046	0,049	0,053
TC$_h^S$	0,058	0,053	0,071	0,053	0,052	0,056	0,046	0,050	0,052	0,054
S$_h$	0,017	0,006	0,024	0,006	0,008	0,013	0,010	0,004	0,003	0,007
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,954	0,959	0,945	0,957	0,954	0,945	0,960	0,951	0,963	0,958
A$_h$	0,169	0,171	0,172	0,172	0,172	0,172	0,172	0,172	0,172	0,172
TC$_h^I$	0,017	0,014	0,019	0,017	0,019	0,019	0,017	0,021	0,013	0,021
TC$_h^S$	0,029	0,027	0,036	0,026	0,027	0,036	0,023	0,028	0,024	0,021
S$_h$	0,054	0,059	0,045	0,057	0,054	0,045	0,060	0,051	0,063	0,058
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,877	0,894	0,890	0,910	0,895	0,907	0,917	0,918	0,906	0,902
A$_h$	0,133	0,137	0,143	0,143	0,143	0,143	0,143	0,143	0,143	0,143
TC$_h^I$	0,060	0,051	0,050	0,042	0,057	0,041	0,045	0,040	0,046	0,048
TC$_h^S$	0,063	0,055	0,060	0,048	0,048	0,052	0,038	0,042	0,048	0,050
S$_h$	0,023	0,006	0,010	0,010	0,009	0,011	0,017	0,018	0,006	0,002
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,881	0,898	0,895	0,904	0,901	0,907	0,911	0,910	0,907	0,904
A$_h$	0,133	0,137	0,142	0,142	0,142	0,142	0,142	0,142	0,142	0,142
TC$_h^I$	0,056	0,047	0,047	0,044	0,051	0,038	0,049	0,042	0,045	0,049
TC$_h^S$	0,063	0,055	0,058	0,052	0,048	0,055	0,040	0,048	0,048	0,047
S$_h$	0,019	0,008	0,011	0,008	0,003	0,017	0,011	0,010	0,007	0,004
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,927	0,941	0,872	0,893	0,877	0,884	0,894	0,896	0,883	0,878
A$_h$	0,132	0,134	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135
TC$_h^I$	0,037	0,031	0,055	0,050	0,066	0,057	0,059	0,050	0,054	0,062
TC$_h^S$	0,036	0,028	0,073	0,057	0,057	0,059	0,047	0,054	0,063	0,060
S$_h$	0,027	0,041	0,028	0,007	0,023	0,016	0,012	0,004	0,017	0,022
IP BCa										
TC$_h$	0,927	0,942	0,870	0,887	0,874	0,885	0,888	0,899	0,881	0,875
A$_h$	0,131	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134
TC$_h^I$	0,041	0,034	0,065	0,061	0,073	0,063	0,068	0,057	0,066	0,072
TC$_h^S$	0,032	0,024	0,065	0,052	0,053	0,052	0,044	0,044	0,053	0,053
S$_h$	0,027	0,042	0,030	0,013	0,026	0,015	0,024	0,013	0,019	0,025
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,900	0,903	0,790	0,827	0,820	0,826	0,832	0,825	0,822	0,834
A$_h$	0,137	0,138	0,145	0,146	0,145	0,143	0,144	0,144	0,146	0,143
TC$_h^I$	0,010	0,020	0,056	0,045	0,050	0,051	0,049	0,045	0,044	0,040
TC$_h^S$	0,090	0,077	0,154	0,128	0,130	0,123	0,119	0,130	0,134	0,126
S$_h$	0,080	0,057	0,110	0,083	0,080	0,074	0,070	0,085	0,090	0,086
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,878	0,887	0,792	0,783	0,783	0,791	0,807	0,811	0,799	0,788
A$_h$	0,114	0,117	0,119	0,119	0,119	0,119	0,119	0,119	0,119	0,119
TC$_h^I$	0,058	0,060	0,102	0,121	0,122	0,099	0,115	0,102	0,104	0,105
TC$_h^S$	0,064	0,053	0,106	0,096	0,095	0,110	0,078	0,087	0,097	0,107
S$_h$	0,022	0,013	0,108	0,117	0,117	0,109	0,093	0,089	0,101	0,112



(a) Comparação das TC_h

(b) Comparação das A_h

(c) Comparação das TC_h^I e TC_h^S

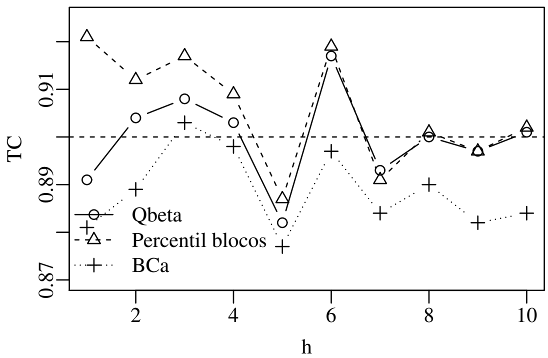
Figura 4.4 – Comparação entre os intervalos de predição Qbeta, percentil blocos e BCa para o cenário 4 com $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$.

quando comparado aos modelos compostos apenas por termos autorregressivos. Neste caso, os menores valores de S_h foram apresentados pelos intervalos Qbeta e percentil residual. O resumo gráfico da Figura 4.5 evidencia que o intervalo de predição Qbeta apresentou valores para as taxas de cobertura mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura. Analisando a Figura 4.5(b), observa-se que o intervalo com menor amplitude novamente é o BCa. Verifica-se desempenho semelhante dos três intervalos na Figura 4.5(c).

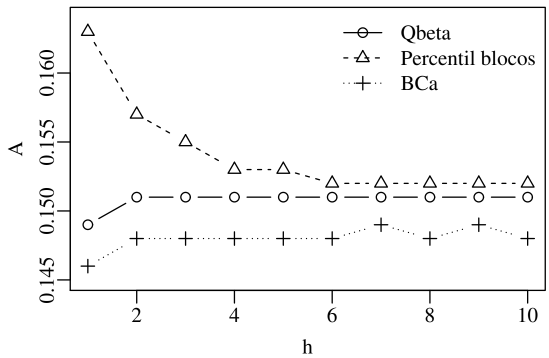
Na Tabela 4.6, verifica-se os resultados das simulações de Monte Carlo para o cenário 6, composto por um termo autorregressivo e um de médias móveis e $\mu \approx 0{,}9$. O intervalo EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$ apresentou valor de TC_h igual ao valor de probabilidade de cobertura para $h = 2$. Novamente verifica-se comportamento semelhante dos intervalos, exceto para o intervalo BJ. Os valores de TC_h destes intervalos ficaram bem distantes dos valores de probabilidade de cobertura dos intervalos, como por exemplo para $h = 3$ e $h = 8$, onde os valores de TC_h foram $0{,}396$ e $0{,}393$, respectivamente. Este fato já foi verificado nos outros cenários onde

Tabela 4.5 – Intervalos de predição para o cenário 5 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 100$.

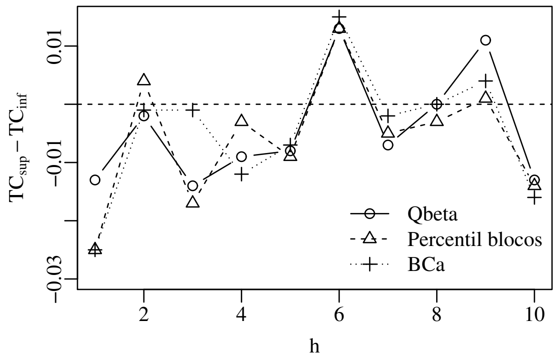
h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,903	0,913	0,916	0,913	0,891	0,921	0,904	0,909	0,907	0,908
A$_h$	0,153	0,155	0,155	0,156	0,156	0,156	0,156	0,156	0,156	0,156
TC$_h^I$	0,059	0,046	0,050	0,050	0,061	0,035	0,052	0,049	0,043	0,053
TC$_h^S$	0,038	0,041	0,034	0,037	0,048	0,044	0,044	0,042	0,050	0,039
S$_h$	0,021	0,013	0,016	0,013	0,013	0,021	0,008	0,009	0,007	0,014
IP Qbeta										
TC$_h$	0,891	0,904	0,908	0,903	0,882	0,917	0,893	0,900	0,897	0,901
A$_h$	0,149	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151
TC$_h^I$	0,061	0,049	0,053	0,053	0,063	0,035	0,057	0,050	0,046	0,056
TC$_h^S$	0,048	0,047	0,039	0,044	0,055	0,048	0,050	0,050	0,057	0,043
S$_h$	0,013	0,004	0,014	0,009	0,018	0,017	0,007	0,000	0,011	0,013
IP percentil residual										
TC$_h$	0,927	0,909	0,919	0,913	0,889	0,917	0,892	0,899	0,901	0,890
A$_h$	0,166	0,158	0,155	0,154	0,153	0,152	0,152	0,152	0,151	0,151
TC$_h^I$	0,049	0,047	0,046	0,047	0,060	0,036	0,060	0,051	0,047	0,060
TC$_h^S$	0,024	0,044	0,035	0,040	0,051	0,047	0,048	0,050	0,052	0,050
S$_h$	0,027	0,009	0,019	0,013	0,011	0,017	0,012	0,001	0,005	0,010
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,937	0,915	0,923	0,916	0,893	0,925	0,902	0,906	0,906	0,904
A$_h$	0,172	0,162	0,159	0,157	0,156	0,156	0,156	0,155	0,155	0,155
TC$_h^I$	0,045	0,040	0,046	0,047	0,060	0,035	0,053	0,046	0,043	0,052
TC$_h^S$	0,018	0,045	0,031	0,037	0,047	0,040	0,045	0,048	0,051	0,044
S$_h$	0,037	0,015	0,023	0,016	0,013	0,025	0,008	0,006	0,008	0,008
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,921	0,912	0,917	0,909	0,887	0,919	0,891	0,901	0,897	0,902
A$_h$	0,163	0,157	0,155	0,153	0,153	0,152	0,152	0,152	0,152	0,152
TC$_h^I$	0,052	0,042	0,050	0,047	0,061	0,034	0,057	0,051	0,051	0,056
TC$_h^S$	0,027	0,046	0,033	0,044	0,052	0,047	0,052	0,048	0,052	0,042
S$_h$	0,025	0,012	0,017	0,009	0,013	0,019	0,009	0,003	0,003	0,014
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,924	0,908	0,909	0,907	0,883	0,916	0,899	0,898	0,900	0,895
A$_h$	0,164	0,157	0,154	0,153	0,153	0,152	0,152	0,152	0,152	0,151
TC$_h^I$	0,050	0,048	0,052	0,050	0,064	0,039	0,054	0,053	0,044	0,058
TC$_h^S$	0,026	0,044	0,039	0,043	0,053	0,045	0,047	0,049	0,056	0,047
S$_h$	0,024	0,008	0,013	0,007	0,017	0,016	0,007	0,004	0,012	0,011
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,880	0,890	0,894	0,903	0,874	0,903	0,881	0,897	0,884	0,886
A$_h$	0,146	0,148	0,148	0,148	0,148	0,149	0,149	0,149	0,149	0,148
TC$_h^I$	0,070	0,056	0,052	0,054	0,066	0,043	0,062	0,051	0,056	0,067
TC$_h^S$	0,050	0,054	0,054	0,043	0,060	0,054	0,057	0,052	0,060	0,047
S$_h$	0,020	0,010	0,006	0,011	0,026	0,011	0,019	0,003	0,016	0,020
IP BCa										
TC$_h$	0,881	0,889	0,903	0,898	0,877	0,897	0,884	0,890	0,882	0,884
A$_h$	0,146	0,148	0,148	0,148	0,148	0,148	0,149	0,148	0,149	0,148
TC$_h^I$	0,072	0,056	0,049	0,057	0,065	0,044	0,059	0,055	0,057	0,066
TC$_h^S$	0,047	0,055	0,048	0,045	0,058	0,059	0,057	0,055	0,061	0,050
S$_h$	0,025	0,011	0,003	0,012	0,023	0,015	0,016	0,010	0,018	0,016
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,924	0,911	0,913	0,901	0,878	0,913	0,891	0,891	0,896	0,904
A$_h$	0,168	0,159	0,156	0,154	0,153	0,153	0,152	0,152	0,152	0,152
TC$_h^I$	0,044	0,050	0,049	0,057	0,063	0,037	0,057	0,061	0,051	0,059
TC$_h^S$	0,032	0,039	0,038	0,042	0,059	0,050	0,052	0,048	0,053	0,037
S$_h$	0,024	0,011	0,013	0,015	0,022	0,013	0,009	0,013	0,004	0,022
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,915	0,902	0,909	0,905	0,880	0,908	0,887	0,901	0,890	0,892
A$_h$	0,166	0,157	0,155	0,153	0,152	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151
TC$_h^I$	0,056	0,050	0,054	0,047	0,062	0,041	0,058	0,052	0,050	0,058
TC$_h^S$	0,029	0,048	0,037	0,048	0,058	0,051	0,055	0,047	0,060	0,050
S$_h$	0,027	0,002	0,017	0,005	0,020	0,010	0,013	0,005	0,010	0,008



(a) Comparação das TC_h



(b) Comparação das A_h



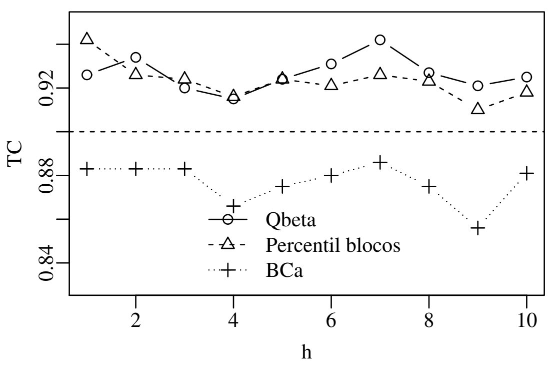
(c) Comparação das TC_h^I e TC_h^S

Figura 4.5 – Comparação entre os intervalos de predição Qbeta, percentil blocos e BCa para o cenário 5 com $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$.

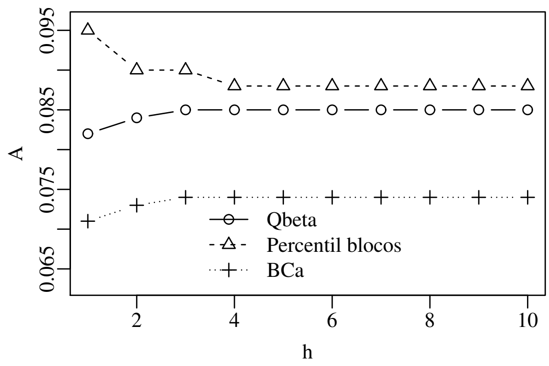
considerou-se μ mais próximo dos extremos dos limites do intervalo unitário padrão. Verificou-se que o intervalo Qbeta apresentou valores de TC_h mais distorcidos quando comparados aos cenários 1 e 5 que consideram $\mu \approx 0{,}4$. Pelos valores de TC_h dos intervalos EPB, evidencia-se a necessidade do termos de médias móveis para bom comportamento dos intervalos EPB no modelo βARMA. O menor valor de S_h foi apresentado pelo intervalo percentil residual. Analisando a Figura 4.5(a) pode-se verificar que o intervalo de predição percentil blocos apresentou valores para as taxas de cobertura mais próximos aos valores nominais. A Figura 4.5(b) apresenta novamente o intervalo BCa com menor amplitude. Observa-se desempenho superior do intervalo percentil blocos na Figura 4.5(c), uma vez que os valores de TC_h^I e TC_h^S ficaram próximos para diferentes valores h.

Tabela 4.6 – Intervalos de predição para o cenário 6 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 100$.

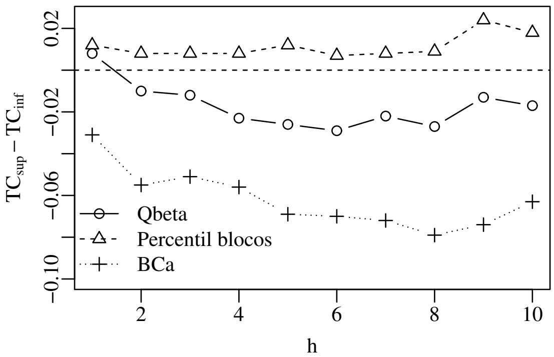
h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,407	0,414	0,396	0,404	0,384	0,394	0,403	0,393	0,419	0,415
A_h	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025
TC_h^I	0,250	0,270	0,283	0,284	0,294	0,313	0,284	0,311	0,298	0,287
TC_h^S	0,343	0,316	0,321	0,312	0,322	0,293	0,313	0,296	0,283	0,298
S_h	0,493	0,486	0,504	0,496	0,516	0,506	0,497	0,507	0,481	0,485
					IP Qbeta					
TC_h	0,926	0,934	0,920	0,915	0,924	0,931	0,942	0,927	0,921	0,925
A_h	0,082	0,084	0,085	0,085	0,085	0,085	0,085	0,085	0,085	0,085
TC_h^I	0,033	0,038	0,046	0,054	0,051	0,049	0,040	0,050	0,046	0,046
TC_h^S	0,041	0,028	0,034	0,031	0,025	0,020	0,018	0,023	0,033	0,029
S_h	0,026	0,034	0,020	0,023	0,026	0,031	0,042	0,027	0,021	0,025
					IP percentil residual					
TC_h	0,941	0,924	0,920	0,898	0,903	0,906	0,915	0,905	0,888	0,895
A_h	0,090	0,085	0,083	0,082	0,082	0,081	0,081	0,081	0,081	0,081
TC_h^I	0,032	0,043	0,044	0,056	0,052	0,049	0,042	0,050	0,049	0,049
TC_h^S	0,027	0,033	0,036	0,046	0,045	0,045	0,043	0,045	0,063	0,056
S_h	0,041	0,024	0,020	0,010	0,007	0,006	0,015	0,005	0,014	0,007
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,940	0,909	0,939	0,921	0,934	0,933	0,939	0,929	0,922	0,927
A_h	0,121	0,108	0,102	0,099	0,097	0,095	0,094	0,093	0,093	0,092
TC_h^I	0,004	0,011	0,009	0,017	0,015	0,026	0,025	0,029	0,028	0,027
TC_h^S	0,056	0,080	0,052	0,062	0,051	0,041	0,036	0,042	0,050	0,046
S_h	0,052	0,069	0,043	0,045	0,036	0,033	0,039	0,029	0,022	0,027
					IP percentil blocos					
TC_h	0,942	0,926	0,924	0,916	0,924	0,921	0,926	0,923	0,910	0,918
A_h	0,095	0,090	0,090	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088
TC_h^I	0,023	0,033	0,034	0,038	0,032	0,036	0,033	0,034	0,033	0,032
TC_h^S	0,035	0,041	0,042	0,046	0,044	0,043	0,041	0,043	0,057	0,050
S_h	0,042	0,026	0,024	0,016	0,024	0,021	0,026	0,023	0,024	0,018
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,942	0,927	0,928	0,920	0,926	0,927	0,928	0,915	0,909	0,920
A_h	0,096	0,091	0,090	0,089	0,089	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088
TC_h^I	0,025	0,032	0,029	0,035	0,029	0,033	0,032	0,037	0,032	0,031
TC_h^S	0,033	0,041	0,043	0,045	0,045	0,040	0,040	0,048	0,059	0,049
S_h	0,042	0,027	0,028	0,020	0,026	0,027	0,028	0,015	0,027	0,020
					IP percentil BCa					
TC_h	0,897	0,898	0,888	0,876	0,880	0,886	0,898	0,879	0,866	0,894
A_h	0,073	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076
TC_h^I	0,046	0,062	0,066	0,073	0,084	0,079	0,067	0,080	0,080	0,062
TC_h^S	0,057	0,040	0,046	0,051	0,036	0,035	0,035	0,041	0,054	0,044
S_h	0,011	0,022	0,020	0,024	0,048	0,044	0,032	0,039	0,034	0,018
					IP BCa					
TC_h	0,883	0,883	0,883	0,866	0,875	0,880	0,886	0,875	0,856	0,881
A_h	0,071	0,073	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074
TC_h^I	0,074	0,086	0,084	0,095	0,097	0,095	0,093	0,102	0,109	0,091
TC_h^S	0,043	0,031	0,033	0,039	0,028	0,025	0,021	0,023	0,035	0,028
S_h	0,031	0,055	0,051	0,056	0,069	0,070	0,072	0,079	0,074	0,063
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,943	0,900	0,893	0,863	0,869	0,889	0,887	0,869	0,870	0,864
A_h	0,094	0,098	0,100	0,103	0,103	0,104	0,104	0,105	0,103	0,103
TC_h^I	0,016	0,017	0,020	0,018	0,022	0,020	0,018	0,019	0,016	0,018
TC_h^S	0,041	0,083	0,087	0,119	0,109	0,091	0,095	0,112	0,114	0,118
S_h	0,043	0,066	0,067	0,101	0,087	0,071	0,077	0,093	0,098	0,100
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,876	0,854	0,869	0,872	0,872	0,866	0,877	0,859	0,850	0,880
A_h	0,099	0,077	0,079	0,075	0,076	0,074	0,075	0,074	0,075	0,074
TC_h^I	0,005	0,057	0,057	0,069	0,076	0,088	0,079	0,098	0,093	0,072
TC_h^S	0,119	0,089	0,074	0,059	0,052	0,046	0,044	0,043	0,057	0,048
S_h	0,114	0,046	0,031	0,028	0,028	0,042	0,035	0,055	0,050	0,024



(a) Comparação das TC_h



(b) Comparação das A_h



(c) Comparação das TC_h^I e TC_h^S

Figura 4.6 – Comparação entre os intervalos de predição Qbeta, percentil blocos e BCa para o cenário 6 com $n = 100$ e $\alpha = 0{,}1$.

4.2.1 Discussões gerais e recomendações

De forma geral, verificamos que os intervalos BJ apresentaram valores bastante distorcidos de taxa de cobertura quando consideramos distribuições mais assimétricas, ou seja, μ distante de $0{,}5$. Nestes mesmos cenários, o intervalo Qbeta também apresentou taxas de cobertura mais distorcidas, quando comparadas aos cenários com $\mu \approx 0{,}4$. Entre os intervalos propostos sem bootstrap aconselha-se a utilização do intervalo Qbeta, uma vez que este apresentou menores distorções que o intervalo BJ. Porém, quando os cenários apresentavam μ em torno de $0{,}9$, os intervalos de predição bootstrap propostos apresentaram valores de TC_h mais próximos aos valores de probabilidade de cobertura. Em cada modelo tivemos um método em específico que apresentou melhores resultados. Em contra partida, o intervalo BCa em todos os casos mostrou-se com menor amplitude, apresentou TC_h^I próximos a TC_h^S, valores de S_h pequenos e principalmente com valores de TC_h constantes e próximos aos valores de probabilidade de cobertura dos intervalos. O intervalo percentil blocos também mostrou valores de TC_h^I próximos de TC_h^S e teve valores de TC_h melhores que Qbeta e BJ em alguns cenários, porém apresentou maior amplitude. Os demais resultados encontrados nos Apêndices A e B estão de acordo com os resultados discutidos nesta seção.

Desta forma, podemos destacar o intervalo BCa como o de melhor desempenho entre todos os intervalos avaliados, uma vez que apresentou desempenho satisfatório, independente do valor de μ e da composição do modelo. Sendo assim, recomenda-se o uso dos intervalos BCa a fim de obter intervalos de predição com valores de TC_h próximos aos valores de probabilidade de cobertura, com pequena amplitude e mais balanceados ($\mathrm{TC}_h^I \approx \mathrm{TC}_h^S$), independente do cenário prático.

5 APLICAÇÕES

Neste capítulo, são apresentadas aplicações a dados reais dos intervalos de predição propostos. A primeira aplicação considerada é referente aos dados sobre os níveis dos mananciais do sistema de captação e tratamento de água para a Grande São Paulo (Sistema Cantareira) no período de Janeiro de 2003 até Agosto de 2015. Durante este período os níveis dos mananciais chegaram a atingir volumes mortos, causando assim problemas de abastecimento de água na Grande São Paulo (COUTINHO; KRAENKEL; PRADO, 2015). O uso de um bom intervalo de predição poderia ter alertado estes problemas anteriormente ao seu acontecimento, possibilitando a utilização de medidas preventivas para tentar minimizar o problema. O segundo conjunto de dados refere-se aos valores de taxas de desemprego em São Paulo no período de 1991 até 2005. Estes mesmos dados foram utilizados por Rocha e Cribari-Neto (2009), no artigo onde propõem o modelo βARMA. Os intervalos de predição propostos para o modelo βARMA serão comparados com os tradicionais intervalos de predição quando os dados forem modelados com o modelo ARMA. A implementação e os dados necessários para a reprodução dos resultados deste capítulo estão disponíveis em `http://www.ufsm.br/bayer/ipbarma.zip`.

5.1 Sistema Cantareira

Os dados utilizados nesta aplicação são referentes aos níveis dos mananciais do sistema de captação e tratamento de água para a Grande São Paulo (Cantareira) no período de Janeiro de 2003 até Agosto de 2015, totalizando 152 observações (SABESP, 2015). As últimas seis observações foram utilizadas apenas para avaliação dos intervalos de predição.

O controle dos níveis mananciais do Sistema Cantareira se faz importante para orientar as discussões sobre as tendências das vazões máximas e mínimas, uma vez que estas são de grande importância no ciclo hidrológico (GROPPO et al., 2009). O Sistema Cantareira é responsável pelo abastecimento de água da Região Metropolitana de São Paulo (MORAES et al., 1997; GROPPO et al., 2001). Em Julho de 2014 os níveis dos mananciais do Sistema Cantareira atingiram seu volume morto (COUTINHO; KRAENKEL; PRADO, 2015). A utilização de um modelo de séries temporais para realização de previsões e construção de intervalos de predição poderia ter alertado para o uso de alternativas para a gestão da água visando a redução do problema.

As estatísticas descritivas da série encontradas na Tabela 5.1. Pode-se observar taxa média dos níveis dos mananciais para o período considerado de $0{,}5304$. O valor de curtose foi igual a $-0{,}8578$, indicando que a distribuição não condicional dos dados tem caudas mais curtas e é mais achatada que a distribuição normal. O maior volume de água, $0{,}9966$, foi observado no mês de Abril de 2010 e o menor volume, $0{,}0606$, no mês de Janeiro de 2015. Este período foi de racionamento no estado de São Paulo, em função do baixo nível de água dos reservatórios da Cantareira. Um monitoramento considerando um modelo adequado, para prever os valores máximos ou mínimos que os níveis de água chegariam nos próximos meses, poderia ter alertado para a prática de políticas preventivas (COUTINHO; KRAENKEL; PRADO, 2015).

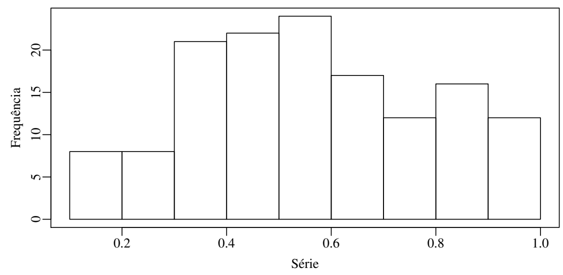
Tabela 5.1 – Medidas descritivas dos dados sobre os níveis dos mananciais do Sistema Cantareira.

Estatísticas	Níveis dos mananciais
Mínimo	0,0606
Máximo	0,9966
1º Quartil	0,3517
3º Quartil	0,7180
Média	0,5304
Mediana	0,5095
Desvio Padrão	0,2429
Assimetria	0,0537
Curtose	$-0{,}8578$

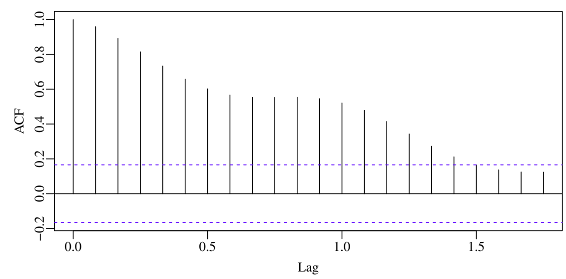
Na Figura 5.1(a) pode-se observar graficamente a série temporal. O histograma dos dados é verificado na Figura 5.1(b) e evidencia um comportamento assimétrico da distribuição dos dados, deixando claro que a escolha de um modelo que pressupõe normalidade não seria adequada e que a escolha de qualquer intervalo de predição poderia levar a conclusões menos fidedignas. Nas Figuras 5.1(c) e 5.1(d) são encontradas a FAC e a FACP amostrais, respectivamente.

A seleção do modelo foi baseada em uma busca computacional com o objetivo de minimizar o critério de informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974) e obter todos os parâmetros significativos ao modelo, ou seja, p-valor$< 0{,}1$. O espaço de busca foi restringido aos modelos com ordens menores ou iguais a 12, ou seja, considerou-se $0 \leq p \leq 12$ e $0 \leq q \leq 12$. Sendo assim, o modelo selecionado é composto pelos termos autorregressivos $g(y_{t-1})$ e $g(y_{t-12})$, e pelo termos de médias móveis r_{t-1}. Na Tabela 5.2, encontra-se o modelo ajustado, além dos testes de diagnóstico. Verifica-se que os resíduos do modelo escolhido não apresentam heterosce-

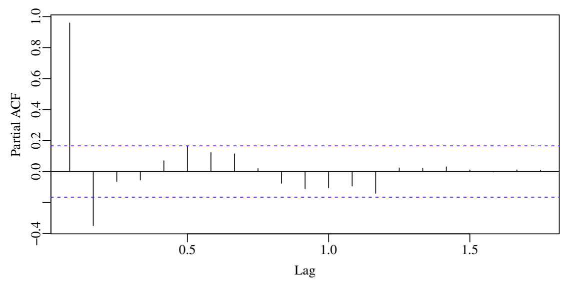
(a) Série Original



(b) Histograma



(c) FAC amostral



(d) FACP amostral

Figura 5.1 – Gráfico de linha, histograma e correlogramas para os níveis dos mananciais do Sistema Cantareira.

dasticidade condicional nem autocorrelação, evidenciando desta forma, bom ajuste do modelo.

Tabela 5.2 – Modelo βARMA ajustado para dados sobre os níveis dos mananciais do Sistema Cantareira.

	α	φ_1	φ_{12}	θ_1	ϕ
Estimador	$-0{,}0442$	0,9080	$-0{,}6400$	0,3909	57,9957
Erro-Padrão	0,0214	0,0095	0,0172	0,0142	7,0828
Medidas de diagnósticos					
Teste					p-valor
Multiplicador de Lagrange					0,9925
Box-Pierce					0,7975
Ljung-Box					0,7603

A Figura 5.2 apresenta o último ano da série original dos dados juntamente com os últimos seis valores dos dados originais, além dos intervalos de predição propostos e dos intervalos de predição dos modelos ARMA. Os limites de predição do modelo βARMA são baseados nos quantis da distribuição beta e nos intervalos BCa. A escolha de um bom intervalo de predição deve levar em consideração a assimetria destes dados, como visto nos resultados das simulações. Sendo assim, considerando as metodologias propostas com e sem bootstrap e baseado nos resultados das simulações, optamos pela utilização dos intervalos Qbeta e BCa por serem

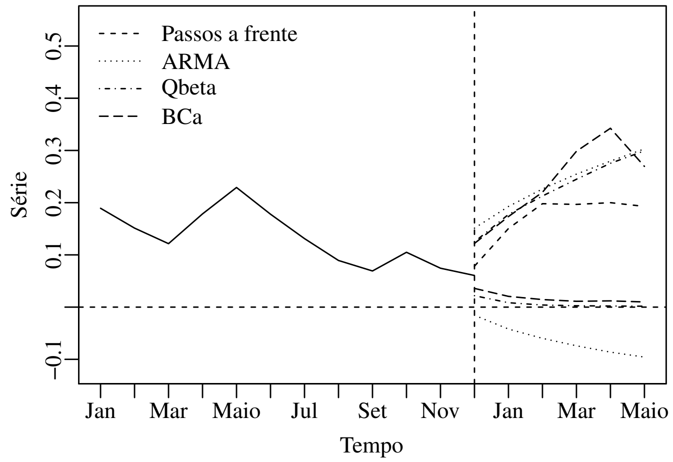


Figura 5.2 – Limites de predição para os dados referentes aos níveis dos mananciais do Sistema Cantareira, com $\alpha = 0{,}1$.

os mais confiáveis em dados assimétricos. Verifica-se menor amplitude do intervalo BCa em um maior número de observações, da mesma forma que nos resultados das simulações. A amplitude dos limites de predição do modelo βARMA são menores e encontram-se dentro do limite da variável, enquanto que os intervalos de predição do modelo ARMA apresentam valores dos limites inferiores menores que zero. Neste caso, verifica-se uma situação irreal, uma vez que o limite da variável em estudo é $(0, 1)$. Esta aplicação deixa evidente a necessidade da utilização de um modelo adequado para a construção de intervalos de predição fidedignos. Este problema torna-se possível pela suposição errônea de normalidade para utilização dos modelos ARMA, uma vez os dados encontram-se no intervalo $(0, 1)$. O intervalo BCa por apresentar menor amplitude entre os três e estar dentro do intervalo unitário padrão, torna-se o melhor intervalo para estes dados, evidenciando a vantagem dos métodos propostos.

5.2 Desemprego

Esta seção apresenta uma aplicação a dados reais de desemprego considerando os intervalos de predição propostos. Os dados utilizados são referentes a taxa de desemprego em São Paulo, no período de Janeiro de 1991 a Novembro de 2005, totalizando 179 observações (IPEADATA, 2015). Estes mesmos dados também fora utilizados por Rocha e Cribari-Neto (2009). As últimas $H = 6$ observações da série foram utilizadas apenas para avaliação dos intervalos de predição.

A taxa de desemprego é um indicador importante, uma vez que permite a avaliação das flutuações e a tendência do mercado de trabalho (IBGE, 2007). No Brasil, o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) é quem estima a taxa de desemprego. O levantamento dessa variável serve como um indicativo da conjuntura econômica sobre o mercado de trabalho e evidencia importantes implicações para o planejamento socieconômico do país (IBGE, 2007). Desse forma, a previsão dos valores de taxa de desemprego é uma tarefa importante para formuladores de políticas públicas, considerando que esses dados podem ser utilizados para prever futuras tendências para diversos indicadores econômicos além de auxiliar na tomada de decisão (CHEN, 2008).

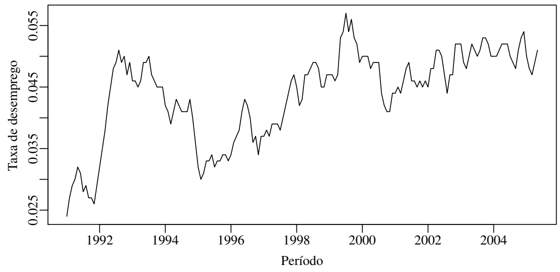
Na Tabela 5.3, são apresentadas as estatísticas descritivas da série. Conforme observado, a taxa média de desemprego para o período analisado foi de $0{,}0440$. A maior taxa de desemprego, $0{,}0570$, foi observada no mês de Julho de 1999 e a menor taxa, $0{,}0240$, foi verificada no mês de Janeiro de 1999. Neste ano, ocorreu a desvalorização do real, sendo esse um possível motivo para do aumento da taxa de desemprego neste período (VEGAS, 1999). O valor de curtose negativo, $-0{,}2321$, indica que a distribuição não condicional dos dados tem caudas mais curtas e é mais achatada que a distribuição normal.

Tabela 5.3 – Medidas descritivas da taxa de desemprego em São Paulo.

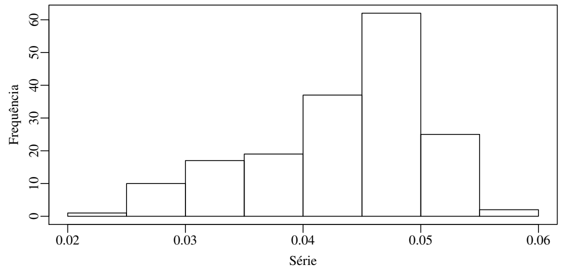
Estatísticas	Taxa de desemprego
Mínimo	0,0240
Máximo	0,0570
1º Quartil	0,0400
3º Quartil	0,0490
Média	0,0440
Mediana	0,0460
Desvio Padrão	0,0072
Assimetria	$-0{,}7874$
Curtose	$-0{,}2321$

A série temporal pode ser observada graficamente na Figura 5.3(a), enquanto que o histograma dos dados é verificado na Figura 5.3(b). O histograma evidencia um comportamento assimétrico negativo da distribuição não condicional dos dados, evidenciando que a escolha de um modelo que pressupõe normalidade não seria adequada. A função de autocorrelação (FAC) e a função de autocorrelação parcial (FACP) amostrais são encontradas nas Figuras 5.3(c) e 5.3(d), respectivamente.

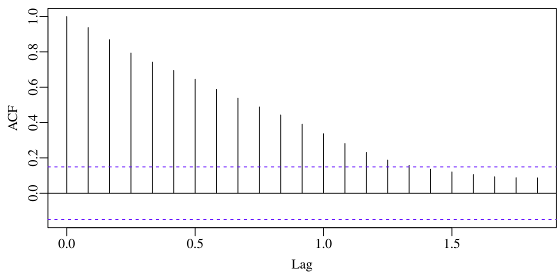
O modelo escolhido para modelagem dos dados foi o mesmo utilizado originalmente por Rocha e Cribari-Neto (2009). O modelo ajustado é composto pelos termos autorregressi-



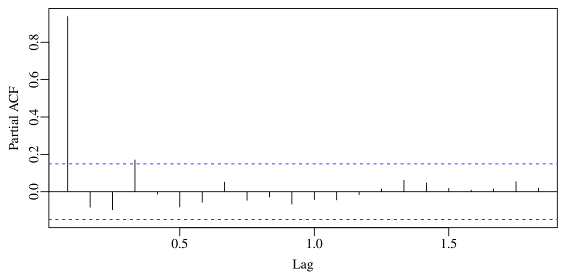
(a) Série Original



(b) Histograma



(c) FAC amostral



(d) FACP amostral

Figura 5.3 – Gráfico de linha, histograma e correlogramas para a taxa de desemprego em São Paulo.

vos $g(y_{t-1})$, $g(y_{t-3})$ e $g(y_{t-4})$. A análise de diagnóstico do modelo é baseada nos resíduos $\mathcal{R}_2(y_t, \widehat{\mu}_t)$. Este resíduo é considerado pois é baseado em $g(y)$. Se o modelo estiver correto ele será aproximadamente normal, com variância unitária e estará ao redor de zero. A Tabela 5.4 apresenta o ajuste do modelo selecionado, além dos resultados dos testes de Box-Pierce (BOX; PIERCE, 1970) e Ljung-Box (LJUNG; BOX, 1978) para detecção da presença de autocorrelação nos resíduos e do teste Multiplicador de Lagrange (ENGLE, 1982) para investigar a presença heteroscedasticidade condicional nos resíduos. Verifica-se que os resíduos do modelo escolhido não apresentaram heteroscedasticidade condicional nem autocorrelação, evidenciando bom ajuste do modelo.

Tabela 5.4 – Modelo βARMA ajustado para os dados de taxa de desemprego em São Paulo.

	α	φ_1	φ_3	φ_4	ϕ
Estimador	$-0{,}1556$	$1{,}1835$	$-0{,}5717$	$0{,}3365$	$12734{,}0745$
Erro-Padrão	$0{,}0092$	$0{,}0077$	$0{,}0152$	$0{,}0114$	$1385{,}4143$
Medidas de diagnósticos					
Teste					p-valor
Multiplicador de Lagrange					0,9220
Box-Pierce					0,7483
Ljung-Box					0,6722

A Figura 5.4 apresenta o último ano da série original dos dados juntamente com os

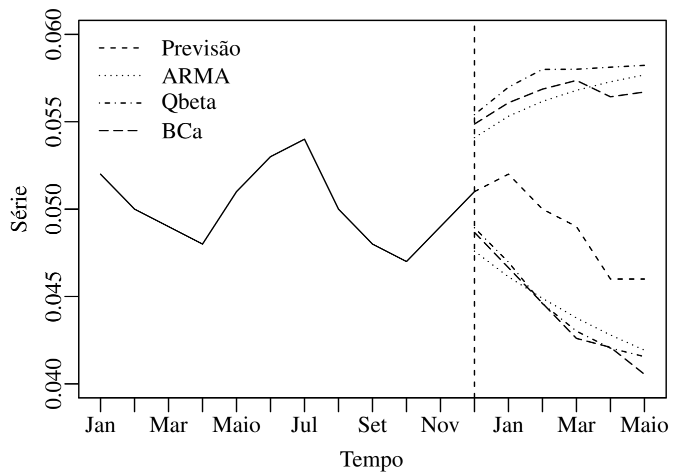


Figura 5.4 – Limites de predição para os dados de taxa de desemprego em São Paulo, com $\alpha = 0{,}1$.

últimos seis valores dos dados originais, além dos intervalos de predição dos modelos ARMA e dos intervalos Qbeta e BCa propostos. O intervalo BCa apresentou menor amplitude, como já havia acontecido nos resultados das simulações. O intervalo BCa, por apresentar menor amplitude entre os três, torna-se o intervalo mais adequado para estes dados, evidenciando assim, a importância do uso do método bootstrap para construção de intervalos de predição confiáveis e com menor amplitude.

6 CONCLUSÕES

Geralmente a modelagem ARIMA é utilizada na realização de previsões de variáveis ao longo do tempo. Porém, tais modelos tornam-se inapropriados quando não é razoável assumir normalidade para a variável de interesse, particularmente, quando ela está contida no intervalo contínuo $(0, 1)$. Para tais situações, o modelo βARMA, que assume distribuição beta para a variável de interesse, torna-se mais adequado.

A realização de previsões pode ser dada por meio de estimativas pontuais ou apresentadas de forma intervalar, por meio de intervalos de predição. Um bom intervalo de predição permite o planejamento de diferentes estratégias para resolução de distintos problemas baseados nos valores preditos. Pela importância do tema, o presente trabalho propôs diferentes intervalos de predição para o modelo βARMA. Dois desses intervalos propostos são baseados em aproximações, considerando a distribuição normal e a distribuição beta. Também foram consideradas adaptações dos intervalos de predição EPB propostos para os modelos autorregressivos e dos intervalos BCa propostos para o modelo de regressão beta. Foram também propostos intervalos percentis com diferentes reamostras bootstrap baseados nos quantis dos valores previstos. Os intervalos foram avaliados por meio de simulações de Monte Carlo.

O intervalo baseado nos quantis da distribuição beta foi eleito como o melhor entre os intervalos sem bootstrap, uma vez que não apresentou valores de taxas de cobertura muito distintas dos valores de probabilidade de cobertura considerando os diferentes cenários analisados, diferentemente dos intervalos baseados na distribuição normal. Quando considerado μ mais próximo aos limites do intervalo unitário padrão, os intervalos BJ apresentam grandes distorções. Este fato pode estar relacionado com a distribuição de y ser mais assimétrica, uma vez que μ está próximo aos limites do intervalo $(0, 1)$. Desta forma, a normalidade assumida fica mais distante. Nestes mesmos casos, os intervalos baseados nos quantis da distribuição beta acabaram apresentando valores de taxas de cobertura mais distorcidos, quando comparados com os modelos que consideram $\mu \approx 0,4$. Os intervalos EPB apresentaram valores de taxas de cobertura distorcidos quando consideramos modelos compostos apenas por termos autorregressivos. Quando os modelos também apresentavam termos de médias móveis, os intervalos EPB mostraram valores mais próximos ao esperado. Os intervalos percentis com diferentes tipos de reamostras bootstrap apresentaram melhores valores de taxas de cobertura em alguns cenários, porém com amplitudes maiores que os demais. Já o intervalo BCa apresentou valores constante em todos os cenários considerados, menores valores de amplitude e taxas de cobertura próximas ao valores nominais. Desta forma, o intervalo BCa torna-se mais confiável, uma vez que independente do cenário considerado suas medidas não alteraram. Sendo assim, a construção de intervalos de predição mais confiáveis e com pequena amplitude está associado ao uso do método bootstrap.

Foram também consideradas aplicações em dados reais de taxas de desemprego na região metropolitana de São Paulo e nos níveis dos mananciais do sistema de captação e tratamento de água na Grande São Paulo (Sistema Cantareira). Os intervalos de predição considerando o modelo βARMA foram comparados aos modelos tradicionais ARMA. O intervalo BCa proposto neste trabalho apresentou menor amplitude para os dados de taxa de desemprego. Os limites dos intervalos de predição do modelo ARMA para os dados sobre os níveis dos mananciais do Sistema Cantareira apresentaram valores abaixo do limite inferior do intervalo unitário padrão. Este caso é irreal e evidencia a necessidade da escolha do modelo adequado para a construção de intervalos de predição mais fidedignos. O intervalo BCa proposto, novamente apresentou menor amplitude e seus limites ficaram dentro do intervalo $(0, 1)$. Desta forma, recomenda-se o uso do intervalo de predição BCa para construção de intervalos de predição mais acurados em dados restritos ao intervalo $(0, 1)$.

REFERÊNCIAS

ABRAHAM, B.; LEDOLTER, J. **Statistical methods for forecasting**. New York: John Wiley, 2009.

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v.19, n.6, p.716–723, 1974.

AMIRI, S.; ROSEN, D.; ZWANZIG, S. **On the comparison of parametric and nonparametric bootstrap**. Department of Mathematics, Uppsala University,, 2008.

BENJAMIN, M. A.; RIGBY, R. A.; STASINOPOULOS, D. M. Generalized autoregressive moving average models. **Journal of the American Statistical association**, v.98, n.461, p.214–223, 2003.

BERKOWITZ, J.; KILIAN, L. Recent developments in bootstrapping time series. **Econometric Reviews**, v.19, n.1, p.1–48, 2000.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**, v.31, n.3, p.307–327., 1986.

BOWERMAN, B. L.; O'CONNELL, R. T. **Time series forecasting**. Boston: Duxbury Press, 1979.

BOX, G. E. P.; PIERCE, D. A. Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models. **Journal of the American Statistical Association**, v.65, n.332, p.1509–1526, 1970.

BOX, G.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. **Time series analysis**: forecasting and control. Hardcover, John Wiley & Sons, 2008.

BREIDT, F. J.; DAVIS, R. A.; DUNSMUIR, W. T. Improved bootstrap prediction intervals for autoregressions. **Journal of Time Series Analysis**, v.16, n.2, p.177–200, 1995.

BROCKWELL, P. J.; DAVIS, R. A. **Time series**: theory and methods. New York: Springer-Verlag, 2013.

CAVANAUGH, J. E.; SHUMWAY, R. H. A bootstrap variant of AIC for state-space model selection. **Statistica Sinica**, v.7, n.2, p.473–496, 1997.

CHAN, W. S.; CHEUNG, S. H.; WU, K. H. Multiple forecasts with autoregressive time series models: case studies. **Mathematics and Computers in simulation**, v.64, n.3, p.421–430, 2004.

CHATFIELD, C. **The analysis of time series**. London: Chapman & Hall, 1989.

CHATFIELD, C. Calculating interval forecasts. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.11, n.2, p.121–135, 1993.

CHEN, C.-I. Application of the novel nonlinear grey Bernoulli model for forecasting unemployment rate. **Chaos, Solitons & Fractals**, v.37, n.1, p.278 – 287, 2008.

CHEUNG, S. H.; WU, K. H.; CHAN, W. S. Simultaneous prediction intervals for autoregressive integrated moving average models: a comparative study. **Computacional Statistics & Data Analysis**, v.28, n.3, p.297–306, 1998.

CLEMENTS, M. P.; KIM. Bootstrap prediction intervals for autoregressive time series. **Computacional Statistics & Data Analysis**, v.51, n.7, p.3580–3594, 2007.

CLEMENTS, M. P.; TAYLOR, N. Bootstrapping prediction intervals for autoregressive models. **International Journal of Forecasting**, v.17, n.2, p.247–267, 2001.

COUTINHO, R. M.; KRAENKEL, R. A.; PRADO, P. I. Catastrophic Regime Shift in Water Reservoirs and São Paulo Water Supply Crisis. **PloS one**, v.10, n.9, p.1–14, 2015.

CRIBARI-NETO, F.; ZEILEIS, A. Beta regression in R. **Journal of Statistical Software**, v.34, n.2, 2010.

DAVISON, A. C.; HINKLEY, D. V. **Bootstrap methods and their application**. Cambridge University Press, 1997.

EFRON, B. Bootstrap methods: another look at the jackknife. **The Annals of Statistics**, v.7, n.1, p.1–26, 1979.

EFRON, B.; TIBSHIRANI, R. J. **An introduction to the bootstrap**. Chapman & Hall, 1993.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of UK inflation. **Econometrica**, v.50, n.4, p.987–1007, 1982.

ESPINHEIRA, P. L.; FERRARI, S. L.; CRIBARI-NETO, F. Bootstrap prediction intervals in beta regressions. **Computational Statistics**, v.29, n.5, p.1263–1277, 2014.

FERRARI, S. L. P.; CRIBARI-NETO, F. Beta regression for modelling rates and proportions. **Journal of Applied Statistics**, v.31, n.7, p.799–815, 2004.

FERRARI, S. L. P.; PINHEIRO, E. C. Improved likelihood inference in beta regression. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v.81, n.4, p.431–443, 2011.

FRANCO, G. C.; REISEN, V. A. Bootstrap approaches and confidence intervals for stationary and non stationary long range dependence processes. **Physica A**, v.375, n.2, p.546–562, 2007.

GRANGER, C.; JOYEUX, R. An introduction to long memory time series models and fractional differencing. **Journal of Time Series Analysis**, v.1, n.1, p.15–29., 1980.

GRANGER, C. W. J.; NEWBOLD, P. **Forecasting economic time series**. New York: Academic Press, 2014.

GRIGOLETTO, M. Bootstrap prediction intervals for autoregressive: some alternatives. **International Journal of Forecasting**, v.14, n.4, p.447–456, 1998.

GROPPO, J. D. et al. Análise de séries temporais de vazão e de precipitação na Bacia do Rio Piracicaba. **Revista de Ciência & Tecnologia**, v.8, n.18, p.109–117, 2001.

GROPPO, J. D. et al. Análise do efeito da operação das barragens do Sistema Cantareira no regime hidrológico do Rio Piracicaba. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v.14, n.1, p.41–51, 2009.

GUTTMAN, I. **Statistical tolerance regions**: classical and bayesian. Hafner Publishing, 1970.

HARVEY, A. C. **Forecasting structural time series models and the kalman filter**. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 1990.

IBGE. Pesquisa mensal de desempego. **Instituto Brasileiro de Geografi a e Estatística - IBGE**, 2007.

IPEADATA. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, dados macroeconômicos, regionais e sociais**. 2015.

KABAILA, P. On bootstrap predictive inference for autoregressive processes. **Journal of Time Series Analysis**, v.14, n.2, p.473–484, 1993.

KABAILA, P.; SYUHADA, H. Improved prediction limits for AR(p) e ARCH(p) processes. **Journal of Time Series Analysis**, v.29, n.2, p.213–223, 2008.

KEDEM, B.; FOKIANOS, K. **Regression models for time series analysis**. John Wiley & Sons, 2002. v.488.

KEDEM, B.; FOKIANOS, K. **Regression models for time series analysis**. John Wiley & Sons, 2005. v.488.

KILIAN, L. Small-sample confidence intervals for impulse response functions. **Review of economics and statistics**, v.80, n.2, p.218–230, 1998.

KIM, J. H. Asymptotic and bootstrap prediction regions for vector autoregression. **International Journal of Forecasting**, v.15, n.4, p.393–403, 1999.

KIM, J. H. Bootstrap after bootstrap prediction intervals for autoregressive models. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.19, n.1, p.117–128, 2001.

KIM, J. H. Bootstrap prediction intervals for autoregressive models of unknow or infinite lag order. **Journal of Forecasting**, v.21, n.4, p.265–280, 2002.

KIM, J. H. Forecasting autoregressive time series with bias-corrected parameter estimators. **International Journal of Forecasting**, v.19, n.3, p.493–502, 2003.

KIM, J. H. Bootstrap prediction intervals for autoregression using asymptotically mean unbiased estimators. **International Journal of Forecasting**, v.20, n.1, p.85–97, 2004.

KÜNSCH, H. The jackknife and the bootstrap for general stationary observations. **The Annals of Statistics**, v.17, n.3, p.1217–1261, 1989.

LANA, G. C. **Intervalos de previsão em modelos ARFIMA utilizando a metodologia bootstrap**. 2012. Dissertação — Universidade Federal de Minas Gerais.

LI, H.; MADDALA, G. S. Bootstrapping time series models. **Econometric Reviews**, v.15, n.2, p.115–158, 1996.

LI, J. Bootstrap prediction intervals for SETAR models. **International Journal of Forecasting**, v.27, n.2, p.320–332, 2011.

LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a measure of a lack of fit in time series models. **Biometrika**, v.65, n.2, p.297–303, 1978.

LUTKEPOHL, H. **Introduction to Multiple Time Series Analysis**. Berlin: Springer-Verlag, 1991.

MACKINNON, J. G. Bootstrap inference in econometrics. **Canadian Journal of Economics**, v.35, n.4, p.615–645, 2002.

MACKINNON, J. G. Bootstrap methods in econometrics. **The Economic Record**, v.82, n.S1, p.S2–S18, 2006.

MASAROTTO, G. Bootstrap prediction intervals for autoregressions. **International Journal of Forecasting**, v.6, n.2, p.229–329, 1990.

MCCULLAGH, P.; NELDER, J. **Generalized linear models**. 2nd.ed. Chapman and Hall, 1989.

MCCULLOUGH, B. D. Bootstrapping forecast intervals: an application to AR (p) models. **Journal of Forecasting**, v.13, n.1, p.51 – 66, 1993.

MIGUEL, J. A.; PILAR, O. Bootstrapping forecast intervals in ARCH models. **Test**, v.18, n.2, p.345–364, 1998.

MOJIRSHEIBANI, M.; TIBSHIRANI, R. Some results on bootstrap prediction intervals. **The Canadian Journal of Statistics**, v.24, n.4, p.549–568, Dezembro 1996.

MONTGOMERY, D. C.; JOHNSON, L. A. **Forecasting and time series analysis**. New York: McGraw-Hill, 1976.

MORAES, J. M. et al. Análise de intervenção das séries temporais de vazão dos principais rios da bacia do rio Piracicaba. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v.2, n.2, p.65–79, 1997.

MORETTIN P.; TOLOI, C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgar Blucher Ltda, 2006.

MORLEY, J.; SINCLAIR, T. M. Bootstrap tests of stationarity. **Research Program on Forecasting Working Paper**, n.2008-011, 2009.

NOCEDAL, J.; WRIGHT, S. J. **Numerical optimization**. Springer, 1999.

PAN, L.; POLITIS, D. N. In Press: Bootstrap prediction intervals for linear, nonlinear and nonparametric autoregressions. **Journal of Statistical Planning and Inference**, 2014.

PASCUAL, L.; ROMO, J.; RUI. Effects of parameter estimation on prediction densities: a bootstrap approch. **International Journal of Forecasting**, v.17, n.1, p.83–103, 2001.

PASCUAL, L.; ROMO, J.; RUIZ, E. Bootstrap predictive inference for ARIMA processes. **Journal of Time Series Analysis**, v.25, n.4, p.449–465, Julho 2004.

PASCUAL, L.; ROMO, J.; RUIZ, E. Bootstrap prediction intervals for power-transformed time series. **International Journal of Forecasting**, v.21, n.2, p.219–235, 2005.

PASCUAL, L.; ROMO, J.; RUIZ, E. Bootstrap prediction for returns and volatilities in GARCH models. **Computacional Statistics & Data Analysis**, v.50, n.9, p.2293–2312, 2006.

PRESS, W. et al. **Numerical recipes in C**: The art of scientific computing. 2nd edition.ed. Cambridge University Press, 1992.

R Development Core Team. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2014. ISBN 3-900051-07-0.

REEVES, J. J. Bootstrap prediction intervals for ARCH models. **International Journal of Forecasting**, v.21, n.2, p.237–248, 2005.

ROCHA, A. V.; CRIBARI-NETO, F. Beta autoregressive moving average models. **Test**, v.18, n.3, p.529–545, 2009.

RUPASINGHE, M.; SAMARANAYAKE, V. A. Asymptotic properties of sieve bootstrap prediction intervals for FARIMA processes. **Statistics and Probability Letters**, v.82, n.12, p.2108–2114, 2012.

SABESP. **Companhia de Saneamento Básico do estado de São Paulo**. 2015.

SHIMIZU, K. **Bootstrapping stationary ARMA-GARCH models**. Springer, 2009.

SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. **Time series analysis and its application with R examples**. Springer, 2011.

SIMS, C. A. Macroeconomics and reality. **Econometrica**, v.48, n.1, p.1–48, 1980.

SPIERDIJK, L. In press: confidence intervals for ARMA-GARCH value-at-risk: the case of heavy tails and skewness. **Computational Statistics and Data Analysis**, 2016.

STASZEWSKA-BYSTROVA, A. Bootstrap prediction bands for forecast paths from vector autoregressive models. **Journal of Forecasting**, v.30, n.8, p.721–735, 2011.

STINE, R. A. Estimating properties of autoregressive forecasts. **Journal of the American Statistical Association**, v.82, n.400, p.1072–1078, 1978.

STINE, R. A. **Prediction intervals for time series**. 1982. Tese — Princeton University.

THOMBS, L. A.; SCHUCANY, W. R. Bootstrap prediction intervals for autoregression. **Journal of the American Statistical Association**, v.85, n.410, p.486–492, 1990.

TRUCÍOS, C.; HOTTA, L. K. Bootstrap prediction in univariate volatility models with leverage effect. **Mathematics and Computers in Simulation**, v.120, p.91–103, 2016.

VAN DER VAART, A. W. **Asymptotic statistics**. Cambridge University Press, 2000. v.3.

VEGAS, J. H. H. Impactos da desvalorização do real sobre o comércio entre o Brasil e a Argentina. **Revista Brasileira de Política Internacional**, v.42, n.2, p.5–17, 1999.

VIDONI, P. A simple procedure for computing improved prediction intervals for autoregressive models. **Journal of Time Series Analysis**, v.30, n.6, p.577–590, 2009.

WEI, W. W. S. **Time series analysis**. Redwood City: Addison-Wesley, 1994.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Resultados numéricos dos cenários βAR (2), βMA (2) e βARMA$(1,1)$ com $\alpha = 0{,}1$.

As Tabelas A.1 e A.2 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βAR (2) com $\mu \approx 0{,}4$.

As Tabelas A.3 e A.4 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βAR (2) com $\mu \approx 0{,}9$.

As Tabelas A.5 e A.6 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βMA (2) com $\mu \approx 0{,}4$.

As Tabelas A.7 e A.8 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βMA (2) com $\mu \approx 0{,}9$.

As Tabelas A.9 e A.10 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βARMA$(1,1)$ com $\mu \approx 0{,}4$.

As Tabelas A.11 e A.12 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βARMA$(1,1)$ com $\mu \approx 0{,}9$.

Tabela A.1 – Intervalos de predição para o cenário 1 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,882	0,853	0,862	0,865	0,868	0,878	0,864	0,885	0,873	0,873
A$_h$	0,145	0,184	0,186	0,215	0,225	0,229	0,242	0,246	0,249	0,255
TC$_h^I$	0,063	0,089	0,074	0,062	0,065	0,065	0,071	0,063	0,076	0,058
TC$_h^S$	0,055	0,058	0,064	0,073	0,067	0,057	0,065	0,052	0,051	0,069
S$_h$	0,018	0,047	0,038	0,035	0,032	0,022	0,036	0,015	0,027	0,027
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,880	0,857	0,869	0,865	0,866	0,883	0,863	0,887	0,870	0,877
A$_h$	0,145	0,185	0,187	0,216	0,226	0,230	0,244	0,247	0,251	0,257
TC$_h^I$	0,061	0,086	0,069	0,062	0,064	0,062	0,070	0,061	0,074	0,053
TC$_h^S$	0,059	0,057	0,062	0,073	0,070	0,055	0,067	0,052	0,056	0,070
S$_h$	0,020	0,043	0,031	0,035	0,034	0,017	0,037	0,013	0,030	0,023
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,902	0,880	0,874	0,867	0,874	0,866	0,866	0,882	0,850	0,870
A$_h$	0,241	0,244	0,256	0,262	0,263	0,265	0,266	0,266	0,267	0,267
TC$_h^I$	0,044	0,064	0,065	0,063	0,063	0,066	0,067	0,058	0,083	0,054
TC$_h^S$	0,054	0,056	0,061	0,070	0,063	0,068	0,067	0,060	0,067	0,076
S$_h$	0,010	0,020	0,026	0,033	0,026	0,034	0,034	0,018	0,050	0,030
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,811	0,818	0,834	0,855	0,865	0,866	0,860	0,886	0,854	0,874
A$_h$	0,241	0,246	0,256	0,260	0,262	0,263	0,264	0,265	0,265	0,265
TC$_h^I$	0,081	0,097	0,086	0,072	0,070	0,068	0,070	0,055	0,084	0,052
TC$_h^S$	0,108	0,085	0,080	0,073	0,065	0,066	0,070	0,059	0,062	0,074
S$_h$	0,089	0,082	0,066	0,045	0,035	0,034	0,040	0,014	0,046	0,026
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,846	0,858	0,854	0,853	0,865	0,869	0,862	0,879	0,852	0,872
A$_h$	0,247	0,265	0,262	0,262	0,263	0,263	0,264	0,265	0,264	0,264
TC$_h^I$	0,067	0,073	0,073	0,071	0,066	0,062	0,070	0,059	0,085	0,054
TC$_h^S$	0,087	0,069	0,073	0,076	0,069	0,069	0,068	0,062	0,063	0,074
S$_h$	0,054	0,042	0,046	0,047	0,035	0,031	0,038	0,021	0,048	0,028
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,846	0,853	0,852	0,857	0,860	0,863	0,855	0,879	0,850	0,871
A$_h$	0,256	0,265	0,263	0,262	0,262	0,263	0,262	0,263	0,262	0,262
TC$_h^I$	0,069	0,073	0,074	0,071	0,068	0,065	0,071	0,061	0,086	0,055
TC$_h^S$	0,085	0,074	0,074	0,072	0,072	0,072	0,074	0,060	0,064	0,074
S$_h$	0,054	0,047	0,048	0,043	0,040	0,037	0,045	0,021	0,050	0,029
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,859	0,846	0,855	0,852	0,837	0,865	0,843	0,872	0,858	0,856
A$_h$	0,141	0,180	0,182	0,210	0,220	0,225	0,237	0,241	0,244	0,251
TC$_h^I$	0,074	0,086	0,076	0,068	0,078	0,066	0,083	0,068	0,077	0,063
TC$_h^S$	0,067	0,068	0,069	0,080	0,085	0,069	0,074	0,060	0,065	0,081
S$_h$	0,041	0,054	0,045	0,048	0,063	0,035	0,057	0,028	0,042	0,044
					IP BCa					
TC$_h$	0,861	0,847	0,860	0,847	0,839	0,861	0,844	0,873	0,859	0,853
A$_h$	0,141	0,180	0,183	0,211	0,221	0,226	0,238	0,241	0,245	0,251
TC$_h^I$	0,069	0,082	0,076	0,071	0,075	0,068	0,083	0,065	0,072	0,063
TC$_h^S$	0,070	0,071	0,064	0,082	0,086	0,071	0,073	0,062	0,069	0,084
S$_h$	0,039	0,053	0,040	0,053	0,061	0,039	0,056	0,027	0,041	0,047
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,796	0,723	0,734	0,679	0,676	0,668	0,632	0,638	0,629	0,630
A$_h$	0,165	0,171	0,184	0,190	0,191	0,195	0,195	0,196	0,196	0,196
TC$_h^I$	0,110	0,153	0,134	0,146	0,151	0,173	0,201	0,197	0,193	0,176
TC$_h^S$	0,094	0,124	0,132	0,175	0,173	0,159	0,167	0,165	0,178	0,194
S$_h$	0,104	0,177	0,166	0,221	0,224	0,232	0,268	0,262	0,271	0,270
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,692	0,660	0,661	0,647	0,642	0,678	0,652	0,646	0,624	0,628
A$_h$	0,109	0,136	0,142	0,163	0,171	0,175	0,184	0,187	0,191	0,195
TC$_h^I$	0,148	0,186	0,176	0,172	0,180	0,149	0,177	0,187	0,210	0,185
TC$_h^S$	0,160	0,154	0,163	0,181	0,178	0,173	0,171	0,167	0,166	0,187
S$_h$	0,208	0,240	0,239	0,253	0,258	0,222	0,248	0,254	0,276	0,272

Tabela A.2 – Intervalos de predição para o cenário 1 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,905	0,905	0,876	0,892	0,889	0,894	0,889	0,895	0,906	0,899
A$_h$	0,146	0,187	0,189	0,219	0,230	0,233	0,247	0,251	0,253	0,260
TC$_h^I$	0,046	0,053	0,065	0,048	0,053	0,054	0,059	0,058	0,050	0,052
TC$_h^S$	0,049	0,042	0,059	0,060	0,058	0,052	0,052	0,047	0,044	0,049
S$_h$	0,005	0,011	0,024	0,012	0,011	0,006	0,011	0,011	0,006	0,003
IP Qbeta										
TC$_h$	0,909	0,902	0,881	0,896	0,890	0,895	0,890	0,897	0,910	0,899
A$_h$	0,146	0,187	0,189	0,220	0,231	0,234	0,248	0,252	0,254	0,261
TC$_h^I$	0,041	0,054	0,063	0,044	0,049	0,050	0,056	0,054	0,045	0,045
TC$_h^S$	0,050	0,044	0,056	0,060	0,061	0,055	0,054	0,049	0,045	0,056
S$_h$	0,009	0,010	0,019	0,016	0,012	0,005	0,010	0,005	0,010	0,011
IP percentil residual										
TC$_h$	0,927	0,936	0,905	0,910	0,892	0,898	0,901	0,904	0,900	0,905
A$_h$	0,250	0,254	0,266	0,272	0,272	0,274	0,275	0,275	0,275	0,275
TC$_h^I$	0,033	0,028	0,049	0,046	0,054	0,049	0,049	0,052	0,054	0,045
TC$_h^S$	0,040	0,036	0,046	0,044	0,054	0,053	0,050	0,044	0,046	0,050
S$_h$	0,027	0,036	0,005	0,010	0,008	0,004	0,001	0,008	0,008	0,005
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,848	0,870	0,877	0,891	0,885	0,904	0,901	0,901	0,902	0,901
A$_h$	0,249	0,254	0,266	0,272	0,272	0,274	0,274	0,275	0,275	0,275
TC$_h^I$	0,081	0,055	0,056	0,054	0,062	0,046	0,051	0,051	0,053	0,045
TC$_h^S$	0,071	0,075	0,067	0,055	0,053	0,050	0,048	0,048	0,045	0,054
S$_h$	0,052	0,030	0,023	0,009	0,015	0,004	0,003	0,003	0,008	0,009
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,880	0,905	0,888	0,905	0,889	0,899	0,902	0,901	0,897	0,901
A$_h$	0,267	0,276	0,274	0,274	0,275	0,274	0,275	0,275	0,275	0,275
TC$_h^I$	0,061	0,043	0,057	0,047	0,060	0,048	0,050	0,050	0,050	0,044
TC$_h^S$	0,059	0,052	0,055	0,048	0,051	0,053	0,048	0,049	0,053	0,055
S$_h$	0,020	0,009	0,012	0,005	0,011	0,005	0,002	0,001	0,003	0,011
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,892	0,903	0,897	0,904	0,887	0,900	0,899	0,899	0,900	0,906
A$_h$	0,269	0,276	0,274	0,274	0,274	0,275	0,274	0,274	0,274	0,274
TC$_h^I$	0,054	0,041	0,050	0,045	0,061	0,049	0,050	0,051	0,054	0,045
TC$_h^S$	0,054	0,056	0,053	0,051	0,052	0,051	0,051	0,050	0,046	0,049
S$_h$	0,008	0,015	0,003	0,006	0,013	0,002	0,001	0,001	0,008	0,006
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,905	0,896	0,879	0,889	0,888	0,897	0,886	0,891	0,901	0,897
A$_h$	0,145	0,186	0,188	0,219	0,230	0,233	0,247	0,250	0,253	0,260
TC$_h^I$	0,046	0,054	0,061	0,050	0,052	0,051	0,058	0,058	0,051	0,047
TC$_h^S$	0,049	0,050	0,060	0,061	0,060	0,052	0,056	0,051	0,048	0,056
S$_h$	0,005	0,004	0,021	0,011	0,012	0,003	0,014	0,009	0,003	0,009
IP BCa										
TC$_h$	0,900	0,898	0,875	0,889	0,887	0,892	0,884	0,888	0,898	0,895
A$_h$	0,145	0,186	0,188	0,218	0,230	0,233	0,247	0,250	0,252	0,260
TC$_h^I$	0,043	0,052	0,060	0,046	0,050	0,052	0,056	0,060	0,048	0,046
TC$_h^S$	0,057	0,050	0,065	0,065	0,063	0,056	0,060	0,052	0,054	0,059
S$_h$	0,014	0,002	0,025	0,019	0,013	0,008	0,016	0,012	0,006	0,013
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,828	0,763	0,755	0,716	0,674	0,701	0,675	0,694	0,658	0,660
A$_h$	0,165	0,173	0,188	0,195	0,196	0,199	0,200	0,200	0,200	0,200
TC$_h^I$	0,082	0,125	0,130	0,149	0,162	0,147	0,168	0,165	0,172	0,170
TC$_h^S$	0,090	0,112	0,115	0,135	0,164	0,152	0,157	0,141	0,170	0,170
S$_h$	0,072	0,137	0,145	0,184	0,226	0,199	0,225	0,206	0,242	0,240
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,676	0,672	0,669	0,633	0,648	0,655	0,652	0,652	0,659	0,653
A$_h$	0,104	0,133	0,139	0,162	0,170	0,173	0,183	0,186	0,188	0,193
TC$_h^I$	0,174	0,161	0,172	0,181	0,175	0,183	0,170	0,177	0,177	0,166
TC$_h^S$	0,150	0,167	0,159	0,186	0,177	0,162	0,178	0,171	0,164	0,181
S$_h$	0,224	0,228	0,231	0,267	0,252	0,245	0,248	0,248	0,241	0,247

Tabela A.3 – Intervalos de predição para o cenário 2 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,473	0,440	0,456	0,449	0,441	0,480	0,437	0,490	0,459	0,449
A_h	0,035	0,037	0,040	0,040	0,041	0,041	0,042	0,042	0,042	0,042
TC_h^I	0,234	0,255	0,226	0,207	0,221	0,189	0,206	0,180	0,187	0,216
TC_h^S	0,293	0,305	0,318	0,344	0,338	0,331	0,357	0,330	0,354	0,335
S_h	0,427	0,460	0,444	0,451	0,459	0,420	0,463	0,410	0,441	0,451
					IP Qbeta					
TC_h	0,877	0,895	0,870	0,872	0,859	0,849	0,868	0,864	0,852	0,866
A_h	0,085	0,089	0,094	0,096	0,097	0,098	0,098	0,098	0,098	0,098
TC_h^I	0,054	0,053	0,053	0,055	0,048	0,056	0,044	0,049	0,049	0,051
TC_h^S	0,069	0,052	0,077	0,073	0,093	0,095	0,088	0,087	0,099	0,083
S_h	0,023	0,005	0,030	0,028	0,045	0,051	0,044	0,038	0,050	0,034
					IP percentil residual					
TC_h	0,880	0,888	0,860	0,868	0,857	0,853	0,862	0,872	0,856	0,871
A_h	0,096	0,098	0,098	0,098	0,098	0,098	0,098	0,098	0,098	0,098
TC_h^I	0,048	0,049	0,064	0,060	0,054	0,055	0,057	0,050	0,052	0,060
TC_h^S	0,072	0,063	0,076	0,072	0,089	0,092	0,081	0,078	0,092	0,069
S_h	0,024	0,014	0,040	0,032	0,043	0,047	0,038	0,028	0,044	0,029
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,857	0,882	0,863	0,875	0,864	0,868	0,878	0,881	0,867	0,882
A_h	0,107	0,105	0,105	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104
TC_h^I	0,029	0,032	0,044	0,045	0,039	0,044	0,035	0,040	0,042	0,046
TC_h^S	0,114	0,086	0,093	0,080	0,097	0,088	0,087	0,079	0,091	0,072
S_h	0,085	0,054	0,049	0,035	0,058	0,044	0,052	0,039	0,049	0,026
					IP percentil blocos					
TC_h	0,894	0,903	0,892	0,904	0,879	0,887	0,901	0,898	0,880	0,899
A_h	0,109	0,111	0,111	0,112	0,112	0,112	0,112	0,112	0,112	0,112
TC_h^I	0,030	0,027	0,035	0,031	0,031	0,028	0,019	0,024	0,029	0,029
TC_h^S	0,076	0,070	0,073	0,065	0,090	0,085	0,080	0,078	0,091	0,072
S_h	0,046	0,043	0,038	0,034	0,059	0,057	0,061	0,054	0,062	0,043
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,896	0,906	0,895	0,895	0,885	0,890	0,900	0,903	0,882	0,903
A_h	0,113	0,113	0,113	0,112	0,112	0,112	0,112	0,112	0,112	0,112
TC_h^I	0,026	0,026	0,031	0,031	0,028	0,027	0,018	0,026	0,027	0,027
TC_h^S	0,078	0,068	0,074	0,074	0,087	0,083	0,082	0,071	0,091	0,070
S_h	0,052	0,042	0,043	0,043	0,059	0,056	0,064	0,045	0,064	0,043
					IP percentil BCa					
TC_h	0,859	0,872	0,852	0,843	0,841	0,835	0,835	0,845	0,826	0,851
A_h	0,082	0,086	0,092	0,093	0,094	0,095	0,095	0,095	0,096	0,096
TC_h^I	0,062	0,062	0,065	0,065	0,060	0,063	0,061	0,052	0,060	0,053
TC_h^S	0,079	0,066	0,083	0,092	0,099	0,102	0,104	0,103	0,114	0,096
S_h	0,041	0,028	0,048	0,057	0,059	0,065	0,065	0,055	0,074	0,049
					IP BCa					
TC_h	0,855	0,877	0,856	0,847	0,842	0,838	0,839	0,848	0,837	0,847
A_h	0,081	0,085	0,090	0,092	0,093	0,093	0,094	0,094	0,094	0,094
TC_h^I	0,072	0,070	0,078	0,079	0,071	0,074	0,070	0,064	0,066	0,069
TC_h^S	0,073	0,053	0,066	0,074	0,087	0,088	0,091	0,088	0,097	0,084
S_h	0,045	0,023	0,044	0,053	0,058	0,062	0,061	0,052	0,063	0,053
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,826	0,838	0,781	0,780	0,769	0,755	0,777	0,783	0,762	0,777
A_h	0,083	0,087	0,094	0,098	0,101	0,103	0,105	0,106	0,107	0,108
TC_h^I	0,081	0,079	0,083	0,062	0,058	0,058	0,036	0,041	0,040	0,036
TC_h^S	0,093	0,083	0,136	0,158	0,173	0,187	0,187	0,176	0,198	0,187
S_h	0,074	0,062	0,119	0,120	0,131	0,145	0,151	0,135	0,158	0,151
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,763	0,780	0,785	0,795	0,777	0,780	0,802	0,807	0,777	0,797
A_h	0,079	0,083	0,088	0,089	0,091	0,092	0,092	0,093	0,092	0,092
TC_h^I	0,057	0,051	0,057	0,055	0,071	0,070	0,067	0,067	0,073	0,078
TC_h^S	0,180	0,169	0,158	0,150	0,152	0,150	0,131	0,126	0,150	0,125
S_h	0,137	0,120	0,115	0,105	0,123	0,120	0,098	0,093	0,123	0,103

Tabela A.4 – Intervalos de predição para o cenário 2 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,474	0,458	0,497	0,479	0,477	0,482	0,495	0,502	0,483	0,470
A$_h$	0,035	0,037	0,040	0,041	0,042	0,042	0,042	0,043	0,043	0,043
TC$_h^I$	0,224	0,243	0,194	0,222	0,201	0,214	0,188	0,180	0,176	0,177
TC$_h^S$	0,302	0,299	0,309	0,299	0,322	0,304	0,317	0,318	0,341	0,353
S$_h$	0,426	0,442	0,403	0,421	0,423	0,418	0,405	0,398	0,417	0,430
IP Qbeta										
TC$_h$	0,904	0,897	0,909	0,891	0,887	0,881	0,883	0,891	0,897	0,889
A$_h$	0,085	0,089	0,096	0,098	0,099	0,100	0,100	0,100	0,101	0,101
TC$_h^I$	0,047	0,050	0,044	0,057	0,052	0,047	0,040	0,037	0,036	0,043
TC$_h^S$	0,049	0,053	0,047	0,052	0,061	0,072	0,077	0,072	0,067	0,068
S$_h$	0,004	0,003	0,009	0,009	0,013	0,025	0,037	0,035	0,031	0,025
IP percentil residual										
TC$_h$	0,915	0,905	0,915	0,890	0,899	0,874	0,892	0,906	0,912	0,900
A$_h$	0,099	0,100	0,101	0,101	0,101	0,101	0,101	0,101	0,101	0,101
TC$_h^I$	0,035	0,045	0,040	0,062	0,055	0,062	0,048	0,042	0,041	0,051
TC$_h^S$	0,050	0,050	0,045	0,048	0,046	0,064	0,060	0,052	0,047	0,049
S$_h$	0,015	0,005	0,015	0,014	0,009	0,026	0,012	0,010	0,012	0,002
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,866	0,890	0,905	0,893	0,897	0,890	0,889	0,905	0,908	0,909
A$_h$	0,105	0,104	0,103	0,102	0,102	0,102	0,102	0,102	0,102	0,102
TC$_h^I$	0,023	0,033	0,032	0,054	0,050	0,049	0,047	0,040	0,040	0,046
TC$_h^S$	0,111	0,077	0,063	0,053	0,053	0,061	0,064	0,055	0,052	0,045
S$_h$	0,088	0,044	0,031	0,007	0,003	0,012	0,017	0,015	0,012	0,009
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,914	0,911	0,916	0,901	0,906	0,894	0,900	0,910	0,915	0,912
A$_h$	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104
TC$_h^I$	0,041	0,040	0,036	0,052	0,045	0,048	0,043	0,037	0,039	0,044
TC$_h^S$	0,045	0,049	0,048	0,047	0,049	0,058	0,057	0,053	0,046	0,044
S$_h$	0,014	0,011	0,016	0,005	0,006	0,010	0,014	0,016	0,015	0,012
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,915	0,914	0,916	0,905	0,901	0,888	0,905	0,912	0,916	0,908
A$_h$	0,105	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104	0,104
TC$_h^I$	0,041	0,039	0,035	0,050	0,049	0,052	0,040	0,035	0,039	0,044
TC$_h^S$	0,044	0,047	0,049	0,045	0,050	0,060	0,055	0,053	0,045	0,048
S$_h$	0,015	0,014	0,016	0,005	0,001	0,012	0,015	0,018	0,016	0,008
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,899	0,891	0,901	0,879	0,879	0,873	0,873	0,888	0,887	0,879
A$_h$	0,084	0,088	0,095	0,097	0,098	0,099	0,099	0,100	0,100	0,100
TC$_h^I$	0,051	0,053	0,046	0,060	0,052	0,051	0,044	0,039	0,041	0,045
TC$_h^S$	0,050	0,056	0,053	0,061	0,069	0,076	0,083	0,073	0,072	0,076
S$_h$	0,001	0,009	0,007	0,021	0,021	0,027	0,039	0,034	0,031	0,031
IP BCa										
TC$_h$	0,901	0,895	0,904	0,878	0,881	0,866	0,873	0,886	0,888	0,887
A$_h$	0,083	0,087	0,093	0,095	0,096	0,097	0,097	0,098	0,098	0,098
TC$_h^I$	0,060	0,063	0,055	0,073	0,063	0,072	0,057	0,050	0,047	0,053
TC$_h^S$	0,039	0,042	0,041	0,049	0,056	0,062	0,070	0,064	0,065	0,060
S$_h$	0,021	0,021	0,014	0,024	0,019	0,034	0,027	0,014	0,018	0,013
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,839	0,815	0,815	0,811	0,792	0,781	0,786	0,788	0,780	0,781
A$_h$	0,080	0,085	0,091	0,095	0,098	0,100	0,102	0,103	0,105	0,106
TC$_h^I$	0,093	0,098	0,089	0,084	0,067	0,070	0,051	0,054	0,048	0,046
TC$_h^S$	0,068	0,087	0,096	0,105	0,141	0,149	0,163	0,158	0,172	0,173
S$_h$	0,061	0,085	0,085	0,089	0,108	0,119	0,114	0,112	0,124	0,127
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,757	0,747	0,801	0,793	0,775	0,796	0,796	0,821	0,817	0,810
A$_h$	0,074	0,081	0,089	0,091	0,093	0,094	0,095	0,095	0,095	0,095
TC$_h^I$	0,053	0,059	0,036	0,065	0,067	0,066	0,064	0,055	0,053	0,066
TC$_h^S$	0,190	0,194	0,163	0,142	0,158	0,138	0,140	0,124	0,130	0,124
S$_h$	0,143	0,153	0,127	0,107	0,125	0,104	0,104	0,079	0,083	0,090

Tabela A.5 – Intervalos de predição para o cenário 3 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC_h	0,885	0,898	0,878	0,869	0,878	0,865	0,888	0,867	0,872	0,870
A_h	0,197	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200
TC_h^I	0,055	0,056	0,065	0,068	0,070	0,072	0,060	0,071	0,073	0,076
TC_h^S	0,060	0,046	0,057	0,063	0,052	0,063	0,052	0,062	0,055	0,054
S_h	0,015	0,010	0,022	0,031	0,022	0,035	0,012	0,033	0,028	0,030
IP Qbeta										
TC_h	0,927	0,938	0,921	0,914	0,924	0,925	0,928	0,916	0,919	0,919
A_h	0,227	0,231	0,231	0,231	0,231	0,231	0,231	0,231	0,231	0,231
TC_h^I	0,034	0,029	0,036	0,039	0,041	0,031	0,031	0,041	0,042	0,042
TC_h^S	0,039	0,033	0,043	0,047	0,035	0,044	0,041	0,043	0,039	0,039
S_h	0,027	0,038	0,021	0,014	0,024	0,025	0,028	0,016	0,019	0,019
IP percentil residual										
TC_h	0,900	0,906	0,907	0,895	0,898	0,904	0,914	0,888	0,899	0,895
A_h	0,208	0,211	0,214	0,214	0,214	0,214	0,214	0,214	0,214	0,214
TC_h^I	0,045	0,045	0,043	0,048	0,053	0,045	0,040	0,058	0,058	0,056
TC_h^S	0,055	0,049	0,050	0,057	0,049	0,051	0,046	0,054	0,043	0,049
S_h	0,010	0,006	0,007	0,009	0,004	0,006	0,014	0,012	0,015	0,007
IP percentil paramétrico										
TC_h	0,941	0,943	0,943	0,927	0,932	0,946	0,948	0,926	0,931	0,938
A_h	0,237	0,241	0,244	0,245	0,244	0,244	0,245	0,245	0,245	0,244
TC_h^I	0,033	0,029	0,031	0,038	0,041	0,028	0,027	0,040	0,041	0,035
TC_h^S	0,026	0,028	0,026	0,035	0,027	0,026	0,025	0,034	0,028	0,027
S_h	0,041	0,043	0,043	0,027	0,032	0,046	0,048	0,026	0,031	0,038
IP percentil blocos										
TC_h	0,889	0,895	0,908	0,904	0,910	0,913	0,925	0,901	0,910	0,904
A_h	0,204	0,209	0,221	0,221	0,221	0,222	0,222	0,221	0,221	0,221
TC_h^I	0,050	0,052	0,042	0,043	0,050	0,039	0,035	0,051	0,050	0,050
TC_h^S	0,061	0,053	0,050	0,053	0,040	0,048	0,040	0,048	0,040	0,046
S_h	0,011	0,005	0,008	0,010	0,010	0,013	0,025	0,003	0,010	0,004
IP percentil blocos cíclicos										
TC_h	0,894	0,897	0,910	0,902	0,905	0,909	0,913	0,894	0,910	0,900
A_h	0,205	0,208	0,218	0,218	0,218	0,218	0,218	0,218	0,218	0,218
TC_h^I	0,048	0,050	0,045	0,045	0,050	0,041	0,042	0,055	0,052	0,053
TC_h^S	0,058	0,053	0,045	0,053	0,045	0,050	0,045	0,051	0,038	0,047
S_h	0,010	0,003	0,010	0,008	0,005	0,009	0,013	0,006	0,014	0,006
IP percentil BCa										
TC_h	0,893	0,905	0,874	0,881	0,893	0,879	0,897	0,881	0,879	0,885
A_h	0,204	0,207	0,207	0,207	0,207	0,207	0,206	0,207	0,206	0,207
TC_h^I	0,050	0,044	0,050	0,055	0,052	0,053	0,038	0,054	0,061	0,059
TC_h^S	0,057	0,051	0,076	0,064	0,055	0,068	0,065	0,065	0,060	0,056
S_h	0,007	0,007	0,026	0,019	0,007	0,021	0,027	0,019	0,021	0,015
IP BCa										
TC_h	0,891	0,912	0,870	0,872	0,892	0,881	0,902	0,882	0,878	0,887
A_h	0,204	0,207	0,207	0,207	0,207	0,208	0,207	0,208	0,207	0,207
TC_h^I	0,046	0,034	0,048	0,051	0,047	0,049	0,035	0,048	0,057	0,052
TC_h^S	0,063	0,054	0,082	0,077	0,061	0,070	0,063	0,070	0,065	0,061
S_h	0,017	0,020	0,034	0,028	0,014	0,021	0,028	0,022	0,022	0,013
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC_h	0,905	0,907	0,851	0,846	0,856	0,853	0,866	0,854	0,887	0,867
A_h	0,212	0,216	0,219	0,220	0,219	0,219	0,220	0,220	0,219	0,220
TC_h^I	0,063	0,066	0,094	0,091	0,091	0,094	0,087	0,093	0,076	0,089
TC_h^S	0,032	0,027	0,055	0,063	0,053	0,053	0,047	0,053	0,037	0,044
S_h	0,031	0,039	0,049	0,054	0,044	0,047	0,040	0,046	0,039	0,045
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC_h	0,888	0,897	0,827	0,867	0,844	0,853	0,855	0,834	0,841	0,848
A_h	0,197	0,201	0,204	0,204	0,205	0,204	0,205	0,205	0,205	0,204
TC_h^I	0,040	0,043	0,074	0,054	0,078	0,066	0,066	0,070	0,075	0,079
TC_h^S	0,072	0,060	0,099	0,079	0,078	0,081	0,079	0,096	0,084	0,073
S_h	0,032	0,017	0,073	0,033	0,056	0,047	0,045	0,066	0,059	0,052

Tabela A.6 – Intervalos de predição para o cenário 3 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC_h	0,869	0,879	0,868	0,856	0,860	0,838	0,860	0,834	0,879	0,847
A_h	0,183	0,185	0,184	0,184	0,184	0,184	0,184	0,184	0,184	0,184
TC_h^I	0,074	0,079	0,075	0,080	0,083	0,085	0,079	0,086	0,064	0,085
TC_h^S	0,057	0,042	0,057	0,064	0,057	0,077	0,061	0,080	0,057	0,068
S_h	0,031	0,037	0,032	0,044	0,040	0,062	0,040	0,066	0,021	0,053
IP Qbeta										
TC_h	0,918	0,929	0,919	0,909	0,912	0,893	0,905	0,877	0,928	0,892
A_h	0,210	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212	0,212
TC_h^I	0,040	0,047	0,037	0,041	0,042	0,047	0,051	0,056	0,038	0,057
TC_h^S	0,042	0,024	0,044	0,050	0,046	0,060	0,044	0,067	0,034	0,051
S_h	0,018	0,029	0,019	0,009	0,012	0,013	0,007	0,023	0,028	0,008
IP percentil residual										
TC_h	0,888	0,904	0,911	0,910	0,913	0,884	0,905	0,873	0,924	0,889
A_h	0,207	0,208	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209
TC_h^I	0,056	0,052	0,041	0,045	0,044	0,056	0,053	0,061	0,037	0,060
TC_h^S	0,056	0,044	0,048	0,045	0,043	0,060	0,042	0,066	0,039	0,051
S_h	0,012	0,008	0,011	0,010	0,013	0,016	0,011	0,027	0,024	0,011
IP percentil paramétrico										
TC_h	0,902	0,918	0,924	0,909	0,918	0,896	0,914	0,884	0,928	0,899
A_h	0,213	0,214	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215
TC_h^I	0,051	0,047	0,038	0,045	0,040	0,050	0,047	0,059	0,038	0,055
TC_h^S	0,047	0,035	0,038	0,046	0,042	0,054	0,039	0,057	0,034	0,046
S_h	0,004	0,018	0,024	0,009	0,018	0,004	0,014	0,016	0,028	0,009
IP percentil blocos										
TC_h	0,877	0,900	0,911	0,910	0,913	0,884	0,907	0,878	0,923	0,892
A_h	0,201	0,203	0,209	0,210	0,209	0,210	0,210	0,209	0,210	0,210
TC_h^I	0,062	0,051	0,043	0,043	0,044	0,055	0,049	0,058	0,039	0,058
TC_h^S	0,061	0,049	0,046	0,047	0,043	0,061	0,044	0,064	0,038	0,050
S_h	0,023	0,002	0,011	0,010	0,013	0,016	0,007	0,022	0,023	0,008
IP percentil blocos cíclicos										
TC_h	0,882	0,900	0,910	0,907	0,911	0,888	0,900	0,877	0,926	0,888
A_h	0,202	0,203	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209	0,209
TC_h^I	0,059	0,052	0,042	0,045	0,046	0,052	0,054	0,061	0,036	0,059
TC_h^S	0,059	0,048	0,048	0,048	0,043	0,060	0,046	0,062	0,038	0,053
S_h	0,018	0,004	0,010	0,007	0,011	0,012	0,008	0,023	0,026	0,012
IP percentil BCa										
TC_h	0,910	0,924	0,916	0,907	0,910	0,879	0,906	0,877	0,919	0,882
A_h	0,206	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208
TC_h^I	0,044	0,050	0,038	0,044	0,046	0,055	0,047	0,058	0,036	0,059
TC_h^S	0,046	0,026	0,046	0,049	0,044	0,066	0,047	0,065	0,045	0,059
S_h	0,010	0,024	0,016	0,007	0,010	0,021	0,006	0,023	0,019	0,018
IP BCa										
TC_h	0,912	0,921	0,911	0,906	0,908	0,879	0,897	0,877	0,921	0,886
A_h	0,206	0,208	0,207	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208	0,208
TC_h^I	0,041	0,047	0,036	0,040	0,042	0,052	0,048	0,055	0,031	0,053
TC_h^S	0,047	0,032	0,053	0,054	0,050	0,069	0,055	0,068	0,048	0,061
S_h	0,012	0,021	0,017	0,014	0,008	0,021	0,007	0,023	0,021	0,014
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC_h	0,886	0,883	0,839	0,825	0,843	0,825	0,846	0,831	0,853	0,825
A_h	0,197	0,197	0,198	0,198	0,199	0,198	0,197	0,198	0,198	0,197
TC_h^I	0,076	0,091	0,104	0,107	0,101	0,108	0,103	0,102	0,093	0,105
TC_h^S	0,038	0,026	0,057	0,068	0,056	0,067	0,051	0,067	0,054	0,070
S_h	0,038	0,065	0,061	0,075	0,057	0,075	0,054	0,069	0,047	0,075
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC_h	0,881	0,889	0,850	0,840	0,859	0,832	0,844	0,809	0,857	0,826
A_h	0,189	0,191	0,191	0,190	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191	0,191
TC_h^I	0,058	0,064	0,073	0,071	0,066	0,078	0,076	0,085	0,061	0,085
TC_h^S	0,061	0,047	0,077	0,089	0,075	0,090	0,080	0,106	0,082	0,089
S_h	0,019	0,017	0,050	0,060	0,041	0,068	0,056	0,091	0,043	0,074

Tabela A.7 – Intervalos de predição para o cenário 4 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,837	0,840	0,807	0,791	0,793	0,801	0,797	0,784	0,774	0,798
A$_h$	0,111	0,112	0,114	0,114	0,114	0,114	0,114	0,114	0,114	0,114
TC$_h^I$	0,052	0,069	0,072	0,084	0,090	0,076	0,085	0,083	0,103	0,074
TC$_h^S$	0,111	0,091	0,121	0,125	0,117	0,123	0,118	0,133	0,123	0,128
S$_h$	0,063	0,060	0,093	0,109	0,107	0,099	0,103	0,116	0,126	0,102
IP Qbeta										
TC$_h$	0,957	0,961	0,929	0,931	0,929	0,935	0,934	0,915	0,916	0,923
A$_h$	0,156	0,159	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160
TC$_h^I$	0,018	0,019	0,029	0,032	0,034	0,026	0,035	0,042	0,052	0,031
TC$_h^S$	0,025	0,020	0,042	0,037	0,037	0,039	0,031	0,043	0,032	0,046
S$_h$	0,057	0,061	0,029	0,031	0,029	0,035	0,034	0,015	0,020	0,023
IP percentil residual										
TC$_h$	0,886	0,886	0,889	0,898	0,891	0,911	0,895	0,885	0,883	0,894
A$_h$	0,136	0,139	0,141	0,141	0,141	0,141	0,141	0,141	0,141	0,141
TC$_h^I$	0,049	0,056	0,047	0,050	0,058	0,037	0,053	0,056	0,070	0,047
TC$_h^S$	0,065	0,058	0,064	0,052	0,051	0,052	0,052	0,059	0,047	0,059
S$_h$	0,016	0,014	0,017	0,002	0,009	0,015	0,005	0,015	0,023	0,012
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,974	0,975	0,983	0,972	0,972	0,978	0,979	0,965	0,979	0,969
A$_h$	0,192	0,196	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200
TC$_h^I$	0,005	0,007	0,003	0,006	0,010	0,005	0,006	0,009	0,008	0,005
TC$_h^S$	0,021	0,018	0,014	0,022	0,018	0,017	0,015	0,026	0,013	0,026
S$_h$	0,074	0,075	0,083	0,072	0,072	0,078	0,079	0,065	0,079	0,069
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,876	0,891	0,902	0,908	0,914	0,917	0,906	0,891	0,897	0,904
A$_h$	0,134	0,140	0,147	0,147	0,147	0,147	0,147	0,146	0,147	0,147
TC$_h^I$	0,054	0,048	0,044	0,045	0,045	0,035	0,046	0,048	0,062	0,039
TC$_h^S$	0,070	0,061	0,054	0,047	0,041	0,048	0,048	0,061	0,041	0,057
S$_h$	0,024	0,013	0,010	0,008	0,014	0,017	0,006	0,013	0,021	0,018
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,877	0,887	0,903	0,912	0,904	0,917	0,904	0,888	0,898	0,901
A$_h$	0,134	0,139	0,145	0,145	0,145	0,145	0,145	0,145	0,145	0,145
TC$_h^I$	0,053	0,052	0,039	0,041	0,048	0,035	0,046	0,051	0,062	0,041
TC$_h^S$	0,070	0,061	0,058	0,047	0,048	0,048	0,050	0,061	0,040	0,058
S$_h$	0,023	0,013	0,019	0,012	0,004	0,017	0,004	0,012	0,022	0,017
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,907	0,917	0,873	0,876	0,873	0,883	0,876	0,861	0,853	0,868
A$_h$	0,131	0,133	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134
TC$_h^I$	0,035	0,047	0,056	0,062	0,064	0,056	0,062	0,064	0,084	0,051
TC$_h^S$	0,058	0,036	0,071	0,062	0,063	0,061	0,062	0,075	0,063	0,081
S$_h$	0,023	0,017	0,027	0,024	0,027	0,017	0,024	0,039	0,047	0,032
IP BCa										
TC$_h$	0,912	0,914	0,877	0,872	0,879	0,886	0,873	0,858	0,854	0,875
A$_h$	0,130	0,133	0,134	0,133	0,133	0,134	0,134	0,134	0,134	0,133
TC$_h^I$	0,042	0,055	0,063	0,073	0,071	0,062	0,073	0,076	0,096	0,058
TC$_h^S$	0,046	0,031	0,060	0,055	0,050	0,052	0,054	0,066	0,050	0,067
S$_h$	0,012	0,024	0,023	0,028	0,021	0,014	0,027	0,042	0,046	0,025
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,899	0,913	0,831	0,832	0,844	0,843	0,839	0,815	0,844	0,836
A$_h$	0,146	0,150	0,161	0,161	0,160	0,160	0,161	0,160	0,160	0,160
TC$_h^I$	0,010	0,011	0,032	0,030	0,038	0,031	0,035	0,045	0,035	0,027
TC$_h^S$	0,091	0,076	0,137	0,138	0,118	0,126	0,126	0,140	0,121	0,137
S$_h$	0,081	0,065	0,105	0,108	0,080	0,095	0,091	0,095	0,086	0,110
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,840	0,837	0,787	0,788	0,775	0,786	0,798	0,787	0,769	0,794
A$_h$	0,109	0,112	0,117	0,117	0,117	0,117	0,117	0,117	0,117	0,117
TC$_h^I$	0,081	0,094	0,117	0,114	0,127	0,117	0,115	0,120	0,132	0,104
TC$_h^S$	0,079	0,069	0,096	0,098	0,098	0,097	0,087	0,093	0,099	0,102
S$_h$	0,060	0,063	0,113	0,112	0,125	0,114	0,102	0,113	0,131	0,106

Tabela A.8 – Intervalos de predição para o cenário 4 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,855	0,849	0,802	0,782	0,798	0,776	0,779	0,751	0,762	0,766
A_h	0,103	0,104	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105
TC_h^I	0,068	0,056	0,079	0,086	0,083	0,077	0,084	0,103	0,103	0,088
TC_h^S	0,077	0,095	0,119	0,132	0,119	0,147	0,137	0,146	0,135	0,146
S_h	0,045	0,051	0,098	0,118	0,102	0,124	0,121	0,149	0,138	0,134
					IP Qbeta					
TC_h	0,966	0,959	0,927	0,927	0,926	0,904	0,913	0,901	0,915	0,913
A_h	0,145	0,147	0,148	0,148	0,148	0,148	0,148	0,148	0,148	0,148
TC_h^I	0,024	0,021	0,039	0,031	0,037	0,042	0,040	0,053	0,037	0,039
TC_h^S	0,010	0,020	0,034	0,042	0,037	0,054	0,047	0,046	0,048	0,048
S_h	0,066	0,059	0,027	0,027	0,026	0,012	0,013	0,007	0,015	0,013
					IP percentil residual					
TC_h	0,903	0,911	0,909	0,905	0,901	0,876	0,891	0,877	0,893	0,891
A_h	0,136	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138	0,138
TC_h^I	0,049	0,039	0,046	0,041	0,046	0,054	0,052	0,065	0,054	0,051
TC_h^S	0,048	0,050	0,045	0,054	0,053	0,070	0,057	0,058	0,053	0,058
S_h	0,003	0,011	0,009	0,013	0,007	0,024	0,009	0,023	0,007	0,009
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,941	0,939	0,939	0,942	0,947	0,920	0,929	0,923	0,934	0,930
A_h	0,156	0,157	0,157	0,157	0,157	0,157	0,157	0,157	0,157	0,157
TC_h^I	0,027	0,024	0,031	0,023	0,023	0,034	0,032	0,039	0,028	0,029
TC_h^S	0,032	0,037	0,030	0,035	0,030	0,046	0,039	0,038	0,038	0,041
S_h	0,041	0,039	0,039	0,042	0,047	0,020	0,029	0,023	0,034	0,030
					IP percentil blocos					
TC_h	0,889	0,896	0,916	0,911	0,907	0,889	0,892	0,876	0,897	0,900
A_h	0,131	0,134	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139
TC_h^I	0,053	0,044	0,042	0,038	0,046	0,047	0,051	0,066	0,050	0,044
TC_h^S	0,058	0,060	0,042	0,051	0,047	0,064	0,057	0,058	0,053	0,056
S_h	0,011	0,016	0,016	0,013	0,007	0,017	0,008	0,024	0,003	0,012
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,896	0,900	0,913	0,908	0,908	0,885	0,888	0,874	0,893	0,898
A_h	0,131	0,134	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139	0,139	0,138
TC_h^I	0,050	0,039	0,046	0,041	0,043	0,050	0,053	0,063	0,055	0,050
TC_h^S	0,054	0,061	0,041	0,051	0,049	0,065	0,059	0,063	0,052	0,052
S_h	0,004	0,022	0,013	0,010	0,008	0,015	0,012	0,026	0,007	0,002
					IP percentil BCa					
TC_h	0,950	0,934	0,897	0,902	0,902	0,878	0,883	0,867	0,891	0,886
A_h	0,133	0,135	0,136	0,136	0,135	0,136	0,135	0,136	0,136	0,136
TC_h^I	0,036	0,031	0,052	0,042	0,047	0,047	0,056	0,066	0,053	0,049
TC_h^S	0,014	0,035	0,051	0,056	0,051	0,075	0,061	0,067	0,056	0,065
S_h	0,050	0,034	0,003	0,014	0,004	0,028	0,017	0,033	0,009	0,016
					IP BCa					
TC_h	0,950	0,936	0,907	0,898	0,898	0,877	0,880	0,863	0,887	0,887
A_h	0,132	0,134	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135
TC_h^I	0,038	0,039	0,053	0,052	0,057	0,061	0,063	0,077	0,061	0,055
TC_h^S	0,012	0,025	0,040	0,050	0,045	0,062	0,057	0,060	0,052	0,058
S_h	0,050	0,036	0,013	0,002	0,012	0,023	0,020	0,037	0,013	0,013
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,922	0,891	0,804	0,805	0,820	0,789	0,807	0,798	0,817	0,790
A_h	0,130	0,131	0,134	0,137	0,135	0,135	0,134	0,135	0,135	0,134
TC_h^I	0,024	0,029	0,076	0,049	0,055	0,046	0,063	0,062	0,057	0,065
TC_h^S	0,054	0,080	0,120	0,146	0,125	0,165	0,130	0,140	0,126	0,145
S_h	0,030	0,051	0,096	0,097	0,080	0,119	0,093	0,102	0,083	0,110
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,904	0,882	0,790	0,786	0,808	0,804	0,786	0,769	0,775	0,797
A_h	0,116	0,117	0,119	0,118	0,119	0,119	0,119	0,119	0,119	0,119
TC_h^I	0,057	0,061	0,094	0,109	0,099	0,097	0,109	0,121	0,110	0,095
TC_h^S	0,039	0,057	0,116	0,105	0,093	0,099	0,105	0,110	0,115	0,108
S_h	0,018	0,018	0,110	0,114	0,092	0,096	0,114	0,131	0,125	0,103

Tabela A.9 – Intervalos de predição para o cenário 5 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,897	0,914	0,915	0,927	0,917	0,908	0,915	0,906	0,911	0,899
A_h	0,152	0,156	0,156	0,156	0,156	0,157	0,157	0,157	0,157	0,157
TC_h^I	0,047	0,044	0,047	0,045	0,046	0,051	0,037	0,050	0,036	0,055
TC_h^S	0,056	0,042	0,038	0,028	0,037	0,041	0,048	0,044	0,053	0,046
S_h	0,009	0,014	0,015	0,027	0,017	0,010	0,015	0,006	0,017	0,009
					IP Qbeta					
TC_h	0,885	0,903	0,906	0,916	0,910	0,898	0,907	0,892	0,899	0,888
A_h	0,148	0,151	0,152	0,152	0,152	0,152	0,152	0,152	0,152	0,152
TC_h^I	0,052	0,048	0,050	0,049	0,048	0,056	0,042	0,058	0,043	0,059
TC_h^S	0,063	0,049	0,044	0,035	0,042	0,046	0,051	0,050	0,058	0,053
S_h	0,015	0,003	0,006	0,016	0,010	0,010	0,009	0,008	0,015	0,012
					IP percentil residual					
TC_h	0,922	0,917	0,917	0,926	0,912	0,907	0,915	0,900	0,894	0,886
A_h	0,165	0,158	0,156	0,154	0,154	0,153	0,153	0,153	0,152	0,152
TC_h^I	0,035	0,043	0,043	0,044	0,049	0,049	0,037	0,052	0,050	0,058
TC_h^S	0,043	0,040	0,040	0,030	0,039	0,044	0,048	0,048	0,056	0,056
S_h	0,022	0,017	0,017	0,026	0,012	0,007	0,015	0,004	0,006	0,014
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,937	0,929	0,923	0,933	0,924	0,916	0,918	0,914	0,916	0,902
A_h	0,173	0,165	0,163	0,161	0,160	0,159	0,159	0,159	0,159	0,159
TC_h^I	0,031	0,034	0,043	0,039	0,043	0,045	0,036	0,046	0,040	0,052
TC_h^S	0,032	0,037	0,034	0,028	0,033	0,039	0,046	0,040	0,044	0,046
S_h	0,037	0,029	0,023	0,033	0,024	0,016	0,018	0,014	0,016	0,006
					IP percentil blocos					
TC_h	0,912	0,918	0,912	0,918	0,911	0,898	0,908	0,901	0,898	0,890
A_h	0,162	0,158	0,156	0,155	0,155	0,154	0,154	0,153	0,153	0,153
TC_h^I	0,042	0,044	0,048	0,047	0,051	0,054	0,040	0,053	0,048	0,058
TC_h^S	0,046	0,038	0,040	0,035	0,038	0,048	0,052	0,046	0,054	0,052
S_h	0,012	0,018	0,012	0,018	0,013	0,006	0,012	0,007	0,006	0,010
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,916	0,918	0,918	0,923	0,914	0,907	0,909	0,898	0,896	0,895
A_h	0,163	0,159	0,156	0,155	0,154	0,154	0,154	0,153	0,153	0,153
TC_h^I	0,039	0,043	0,044	0,046	0,048	0,050	0,041	0,053	0,046	0,055
TC_h^S	0,045	0,039	0,038	0,031	0,038	0,043	0,050	0,049	0,058	0,050
S_h	0,016	0,018	0,018	0,023	0,014	0,007	0,009	0,004	0,012	0,005
					IP percentil BCa					
TC_h	0,865	0,892	0,884	0,896	0,897	0,880	0,891	0,880	0,883	0,880
A_h	0,143	0,146	0,146	0,146	0,146	0,146	0,146	0,147	0,146	0,147
TC_h^I	0,059	0,055	0,057	0,055	0,056	0,064	0,048	0,057	0,053	0,061
TC_h^S	0,076	0,053	0,059	0,049	0,047	0,056	0,061	0,063	0,064	0,059
S_h	0,035	0,008	0,016	0,006	0,009	0,020	0,013	0,020	0,017	0,020
					IP BCa					
TC_h	0,863	0,889	0,877	0,893	0,897	0,877	0,884	0,878	0,878	0,876
A_h	0,143	0,146	0,146	0,146	0,147	0,146	0,147	0,147	0,147	0,147
TC_h^I	0,058	0,055	0,058	0,054	0,053	0,066	0,051	0,057	0,055	0,063
TC_h^S	0,079	0,056	0,065	0,053	0,050	0,057	0,065	0,065	0,067	0,061
S_h	0,037	0,011	0,023	0,007	0,003	0,023	0,016	0,022	0,022	0,024
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,912	0,916	0,905	0,912	0,907	0,900	0,903	0,895	0,897	0,883
A_h	0,168	0,160	0,158	0,156	0,156	0,155	0,155	0,154	0,154	0,154
TC_h^I	0,034	0,046	0,051	0,044	0,051	0,058	0,046	0,056	0,056	0,060
TC_h^S	0,054	0,038	0,044	0,044	0,042	0,042	0,051	0,049	0,047	0,057
S_h	0,020	0,016	0,007	0,012	0,009	0,016	0,005	0,007	0,009	0,017
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,909	0,907	0,903	0,925	0,902	0,891	0,905	0,885	0,887	0,881
A_h	0,166	0,159	0,157	0,155	0,154	0,153	0,153	0,153	0,153	0,153
TC_h^I	0,047	0,050	0,051	0,048	0,056	0,058	0,046	0,062	0,050	0,062
TC_h^S	0,044	0,043	0,046	0,027	0,042	0,051	0,049	0,053	0,063	0,057
S_h	0,009	0,007	0,005	0,025	0,014	0,009	0,005	0,015	0,013	0,019

Tabela A.10 – Intervalos de predição para o cenário 5 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,899	0,905	0,914	0,907	0,903	0,917	0,908	0,911	0,930	0,927
A_h	0,154	0,155	0,155	0,155	0,156	0,156	0,156	0,156	0,156	0,156
TC_h^I	0,053	0,056	0,046	0,045	0,056	0,042	0,046	0,053	0,037	0,034
TC_h^S	0,048	0,039	0,040	0,048	0,041	0,041	0,046	0,036	0,033	0,039
S_h	0,005	0,017	0,014	0,007	0,015	0,017	0,008	0,017	0,030	0,027
					IP Qbeta					
TC_h	0,891	0,896	0,905	0,898	0,890	0,909	0,903	0,905	0,917	0,920
A_h	0,150	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151	0,151
TC_h^I	0,055	0,058	0,054	0,047	0,061	0,042	0,048	0,055	0,040	0,036
TC_h^S	0,054	0,046	0,041	0,055	0,049	0,049	0,049	0,040	0,043	0,044
S_h	0,009	0,012	0,013	0,008	0,012	0,009	0,003	0,015	0,017	0,020
					IP percentil residual					
TC_h	0,928	0,913	0,913	0,905	0,893	0,914	0,900	0,906	0,915	0,916
A_h	0,167	0,158	0,155	0,154	0,153	0,153	0,152	0,152	0,152	0,152
TC_h^I	0,040	0,050	0,048	0,044	0,061	0,042	0,049	0,057	0,041	0,037
TC_h^S	0,032	0,037	0,039	0,051	0,046	0,044	0,051	0,037	0,044	0,047
S_h	0,028	0,013	0,013	0,007	0,015	0,014	0,002	0,020	0,015	0,016
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,931	0,922	0,913	0,911	0,902	0,914	0,909	0,910	0,926	0,921
A_h	0,171	0,161	0,158	0,157	0,155	0,155	0,154	0,154	0,154	0,153
TC_h^I	0,038	0,047	0,047	0,040	0,055	0,042	0,043	0,053	0,038	0,035
TC_h^S	0,031	0,031	0,040	0,049	0,043	0,044	0,048	0,037	0,036	0,044
S_h	0,031	0,022	0,013	0,011	0,012	0,014	0,009	0,016	0,026	0,021
					IP percentil blocos					
TC_h	0,917	0,908	0,909	0,902	0,899	0,912	0,904	0,905	0,917	0,916
A_h	0,164	0,157	0,154	0,153	0,153	0,152	0,152	0,151	0,151	0,151
TC_h^I	0,046	0,054	0,050	0,049	0,058	0,043	0,045	0,056	0,039	0,041
TC_h^S	0,037	0,038	0,041	0,049	0,043	0,045	0,051	0,039	0,044	0,043
S_h	0,017	0,016	0,009	0,002	0,015	0,012	0,006	0,017	0,017	0,016
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,920	0,911	0,914	0,905	0,891	0,908	0,904	0,907	0,911	0,913
A_h	0,164	0,157	0,154	0,153	0,153	0,152	0,152	0,152	0,151	0,151
TC_h^I	0,042	0,052	0,045	0,046	0,061	0,047	0,047	0,053	0,044	0,040
TC_h^S	0,038	0,037	0,041	0,049	0,048	0,045	0,049	0,040	0,045	0,047
S_h	0,020	0,015	0,014	0,005	0,013	0,008	0,004	0,013	0,011	0,013
					IP percentil BCa					
TC_h	0,889	0,883	0,897	0,887	0,888	0,910	0,897	0,899	0,909	0,912
A_h	0,147	0,149	0,149	0,149	0,149	0,149	0,148	0,149	0,149	0,149
TC_h^I	0,057	0,068	0,055	0,048	0,064	0,040	0,050	0,057	0,047	0,044
TC_h^S	0,054	0,049	0,048	0,065	0,048	0,050	0,053	0,044	0,044	0,044
S_h	0,011	0,019	0,007	0,017	0,016	0,010	0,003	0,013	0,009	0,012
					IP BCa					
TC_h	0,881	0,880	0,893	0,889	0,887	0,901	0,891	0,893	0,907	0,908
A_h	0,147	0,149	0,149	0,149	0,149	0,149	0,149	0,149	0,149	0,149
TC_h^I	0,062	0,069	0,057	0,049	0,063	0,045	0,053	0,059	0,049	0,042
TC_h^S	0,057	0,051	0,050	0,062	0,050	0,054	0,056	0,048	0,044	0,050
S_h	0,019	0,020	0,007	0,013	0,013	0,009	0,009	0,011	0,007	0,008
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,923	0,917	0,908	0,909	0,888	0,905	0,893	0,905	0,909	0,914
A_h	0,168	0,159	0,156	0,154	0,153	0,152	0,152	0,152	0,151	0,151
TC_h^I	0,045	0,053	0,049	0,044	0,066	0,050	0,055	0,058	0,044	0,041
TC_h^S	0,032	0,030	0,043	0,047	0,046	0,045	0,052	0,037	0,047	0,045
S_h	0,023	0,023	0,008	0,009	0,020	0,005	0,007	0,021	0,009	0,014
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,921	0,909	0,906	0,893	0,877	0,903	0,892	0,899	0,911	0,913
A_h	0,167	0,158	0,155	0,153	0,152	0,151	0,151	0,151	0,150	0,150
TC_h^I	0,047	0,053	0,048	0,048	0,071	0,047	0,052	0,055	0,048	0,039
TC_h^S	0,032	0,038	0,046	0,059	0,052	0,050	0,056	0,046	0,041	0,048
S_h	0,021	0,015	0,006	0,011	0,023	0,003	0,008	0,009	0,011	0,013

Tabela A.11 – Intervalos de predição para o cenário 6 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,395	0,440	0,420	0,413	0,432	0,417	0,422	0,425	0,391	0,412
A$_h$	0,027	0,027	0,027	0,027	0,027	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026
TC$_h^I$	0,245	0,250	0,272	0,282	0,254	0,279	0,280	0,270	0,294	0,305
TC$_h^S$	0,360	0,310	0,308	0,305	0,314	0,304	0,298	0,305	0,315	0,283
S$_h$	0,505	0,460	0,480	0,487	0,468	0,483	0,478	0,475	0,509	0,488
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,920	0,933	0,930	0,919	0,937	0,935	0,936	0,930	0,937	0,928
A$_h$	0,085	0,087	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088	0,088
TC$_h^I$	0,040	0,042	0,049	0,057	0,033	0,036	0,037	0,041	0,039	0,047
TC$_h^S$	0,040	0,025	0,021	0,024	0,030	0,029	0,027	0,029	0,024	0,025
S$_h$	0,020	0,033	0,030	0,033	0,037	0,035	0,036	0,030	0,037	0,028
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,930	0,931	0,920	0,894	0,920	0,916	0,909	0,897	0,903	0,895
A$_h$	0,090	0,085	0,084	0,083	0,083	0,083	0,083	0,082	0,082	0,082
TC$_h^I$	0,037	0,042	0,051	0,066	0,032	0,041	0,046	0,048	0,048	0,056
TC$_h^S$	0,033	0,027	0,029	0,040	0,048	0,043	0,045	0,055	0,049	0,049
S$_h$	0,030	0,031	0,022	0,026	0,020	0,016	0,009	0,007	0,003	0,007
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,940	0,929	0,948	0,934	0,942	0,944	0,942	0,936	0,939	0,946
A$_h$	0,123	0,113	0,106	0,104	0,101	0,101	0,100	0,100	0,098	0,099
TC$_h^I$	0,008	0,004	0,017	0,015	0,011	0,010	0,020	0,016	0,019	0,013
TC$_h^S$	0,052	0,067	0,035	0,051	0,047	0,046	0,038	0,048	0,042	0,041
S$_h$	0,044	0,063	0,048	0,036	0,042	0,044	0,042	0,036	0,039	0,046
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,938	0,945	0,940	0,934	0,935	0,948	0,939	0,933	0,933	0,934
A$_h$	0,103	0,096	0,098	0,096	0,096	0,095	0,096	0,095	0,096	0,095
TC$_h^I$	0,024	0,024	0,024	0,027	0,016	0,013	0,021	0,019	0,019	0,019
TC$_h^S$	0,038	0,031	0,036	0,039	0,049	0,039	0,040	0,048	0,048	0,047
S$_h$	0,038	0,045	0,040	0,034	0,035	0,048	0,039	0,033	0,033	0,034
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,945	0,947	0,948	0,930	0,938	0,944	0,935	0,926	0,935	0,933
A$_h$	0,104	0,098	0,099	0,096	0,097	0,096	0,096	0,096	0,096	0,096
TC$_h^I$	0,019	0,023	0,018	0,026	0,011	0,014	0,023	0,020	0,013	0,021
TC$_h^S$	0,036	0,030	0,034	0,044	0,051	0,042	0,042	0,054	0,052	0,046
S$_h$	0,045	0,047	0,048	0,030	0,040	0,044	0,035	0,034	0,039	0,033
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,855	0,883	0,878	0,868	0,889	0,884	0,879	0,880	0,878	0,860
A$_h$	0,073	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076
TC$_h^I$	0,075	0,068	0,081	0,087	0,062	0,065	0,076	0,073	0,083	0,087
TC$_h^S$	0,070	0,049	0,041	0,045	0,049	0,051	0,045	0,047	0,039	0,053
S$_h$	0,045	0,019	0,040	0,042	0,013	0,016	0,031	0,026	0,044	0,040
					IP BCa					
TC$_h$	0,857	0,879	0,867	0,853	0,889	0,879	0,864	0,863	0,863	0,848
A$_h$	0,071	0,073	0,073	0,073	0,074	0,074	0,074	0,073	0,074	0,074
TC$_h^I$	0,093	0,086	0,108	0,117	0,076	0,088	0,099	0,097	0,108	0,119
TC$_h^S$	0,050	0,035	0,025	0,030	0,035	0,033	0,037	0,040	0,029	0,033
S$_h$	0,043	0,051	0,083	0,087	0,041	0,055	0,062	0,057	0,079	0,086
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,937	0,892	0,903	0,879	0,883	0,877	0,881	0,887	0,878	0,875
A$_h$	0,095	0,102	0,103	0,107	0,108	0,110	0,109	0,111	0,107	0,109
TC$_h^I$	0,025	0,023	0,021	0,021	0,013	0,013	0,012	0,009	0,021	0,020
TC$_h^S$	0,038	0,085	0,076	0,100	0,104	0,110	0,107	0,104	0,101	0,105
S$_h$	0,037	0,062	0,055	0,079	0,091	0,097	0,095	0,095	0,080	0,085
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,852	0,883	0,879	0,864	0,890	0,877	0,882	0,875	0,878	0,861
A$_h$	0,106	0,080	0,083	0,078	0,079	0,076	0,078	0,076	0,077	0,077
TC$_h^I$	0,010	0,048	0,056	0,080	0,052	0,074	0,074	0,079	0,075	0,092
TC$_h^S$	0,138	0,069	0,065	0,056	0,058	0,049	0,044	0,046	0,047	0,047
S$_h$	0,128	0,021	0,021	0,036	0,010	0,025	0,030	0,033	0,028	0,045

Tabela A.12 – Intervalos de predição para o cenário 6 considerando $\alpha = 0{,}1$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,402	0,385	0,424	0,417	0,372	0,391	0,367	0,386	0,387	0,387
A$_h$	0,026	0,026	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025
TC$_h^I$	0,260	0,295	0,253	0,279	0,274	0,279	0,332	0,316	0,308	0,300
TC$_h^S$	0,338	0,320	0,323	0,304	0,354	0,330	0,301	0,298	0,305	0,313
S$_h$	0,498	0,515	0,476	0,483	0,528	0,509	0,533	0,514	0,513	0,513
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,921	0,925	0,929	0,929	0,930	0,917	0,904	0,926	0,906	0,938
A$_h$	0,081	0,083	0,083	0,083	0,083	0,083	0,083	0,083	0,083	0,083
TC$_h^I$	0,046	0,050	0,038	0,040	0,040	0,056	0,059	0,046	0,059	0,043
TC$_h^S$	0,033	0,025	0,033	0,031	0,030	0,027	0,037	0,028	0,035	0,019
S$_h$	0,021	0,025	0,029	0,029	0,030	0,029	0,022	0,026	0,024	0,038
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,945	0,925	0,920	0,916	0,906	0,911	0,889	0,900	0,880	0,911
A$_h$	0,089	0,084	0,082	0,081	0,081	0,081	0,080	0,080	0,080	0,080
TC$_h^I$	0,038	0,049	0,039	0,042	0,040	0,053	0,057	0,048	0,058	0,042
TC$_h^S$	0,017	0,026	0,041	0,042	0,054	0,036	0,054	0,052	0,062	0,047
S$_h$	0,045	0,025	0,020	0,016	0,014	0,017	0,011	0,004	0,020	0,011
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,921	0,918	0,926	0,923	0,926	0,935	0,910	0,933	0,911	0,932
A$_h$	0,120	0,106	0,100	0,096	0,094	0,092	0,091	0,091	0,090	0,089
TC$_h^I$	0,003	0,012	0,009	0,017	0,022	0,025	0,033	0,022	0,038	0,026
TC$_h^S$	0,076	0,070	0,065	0,060	0,052	0,040	0,057	0,045	0,051	0,042
S$_h$	0,073	0,058	0,056	0,043	0,030	0,035	0,024	0,033	0,013	0,032
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,927	0,928	0,919	0,920	0,916	0,920	0,893	0,913	0,891	0,922
A$_h$	0,090	0,086	0,085	0,084	0,084	0,084	0,084	0,084	0,084	0,084
TC$_h^I$	0,040	0,043	0,035	0,036	0,031	0,047	0,049	0,038	0,052	0,034
TC$_h^S$	0,033	0,029	0,046	0,044	0,053	0,033	0,058	0,049	0,057	0,044
S$_h$	0,027	0,028	0,019	0,020	0,022	0,020	0,009	0,013	0,009	0,022
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,933	0,930	0,920	0,921	0,916	0,915	0,895	0,918	0,892	0,922
A$_h$	0,090	0,086	0,085	0,084	0,084	0,084	0,084	0,084	0,084	0,084
TC$_h^I$	0,039	0,044	0,033	0,034	0,032	0,046	0,046	0,033	0,049	0,034
TC$_h^S$	0,028	0,026	0,047	0,045	0,052	0,039	0,059	0,049	0,059	0,044
S$_h$	0,033	0,030	0,020	0,021	0,020	0,015	0,013	0,018	0,010	0,022
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,894	0,893	0,903	0,893	0,895	0,889	0,878	0,894	0,869	0,903
A$_h$	0,074	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076	0,076
TC$_h^I$	0,067	0,066	0,055	0,063	0,058	0,079	0,073	0,065	0,080	0,063
TC$_h^S$	0,039	0,041	0,042	0,044	0,047	0,032	0,049	0,041	0,051	0,034
S$_h$	0,028	0,025	0,013	0,019	0,011	0,047	0,024	0,024	0,031	0,029
					IP BCa					
TC$_h$	0,884	0,882	0,896	0,872	0,884	0,879	0,861	0,880	0,866	0,893
A$_h$	0,072	0,073	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074	0,074
TC$_h^I$	0,084	0,094	0,075	0,093	0,087	0,098	0,106	0,091	0,099	0,086
TC$_h^S$	0,032	0,024	0,029	0,035	0,029	0,023	0,033	0,029	0,035	0,021
S$_h$	0,052	0,070	0,046	0,058	0,058	0,075	0,073	0,062	0,064	0,065
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,925	0,910	0,887	0,878	0,868	0,853	0,861	0,878	0,861	0,882
A$_h$	0,090	0,092	0,095	0,099	0,098	0,099	0,098	0,098	0,097	0,098
TC$_h^I$	0,042	0,021	0,022	0,021	0,023	0,020	0,023	0,021	0,027	0,017
TC$_h^S$	0,033	0,069	0,091	0,101	0,109	0,127	0,116	0,101	0,112	0,101
S$_h$	0,025	0,048	0,069	0,080	0,086	0,107	0,093	0,080	0,085	0,084
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,867	0,859	0,883	0,854	0,881	0,868	0,832	0,853	0,843	0,860
A$_h$	0,095	0,076	0,078	0,074	0,074	0,073	0,073	0,073	0,074	0,073
TC$_h^I$	0,013	0,060	0,042	0,076	0,064	0,088	0,101	0,089	0,095	0,089
TC$_h^S$	0,120	0,081	0,075	0,070	0,055	0,044	0,067	0,058	0,062	0,051
S$_h$	0,107	0,041	0,033	0,046	0,019	0,044	0,068	0,047	0,057	0,040

APÊNDICE B – Resultados numéricos dos cenários βAR (2), βMA (2) e βARMA$(1,1)$ com $\alpha = 0{,}05$.

As Tabelas B.1, B.2 e B.3 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βAR (2) com $\mu \approx 0{,}4$.

As Tabelas B.4, B.5 e B.6 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βAR (2) com $\mu \approx 0{,}9$.

As Tabelas B.7, B.8 e B.9 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βMA (2) com $\mu \approx 0{,}4$.

As Tabelas B.10, B.11 e B.12 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βMA (2) com $\mu \approx 0{,}9$.

As Tabelas B.13, B.14 e B.15 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βARMA$(1,1)$ com $\mu \approx 0{,}4$.

As Tabelas B.16, B.17 e B.18 apresentam os resultados numéricos das simulações para o cenário βARMA$(1,1)$ com $\mu \approx 0{,}9$.

Tabela B.1 – Intervalos de predição para o cenário 1 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,937	0,918	0,926	0,922	0,923	0,938	0,927	0,942	0,929	0,923
A$_h$	0,172	0,218	0,221	0,254	0,266	0,271	0,286	0,290	0,294	0,301
TC$_h^I$	0,036	0,049	0,039	0,033	0,039	0,035	0,042	0,033	0,040	0,031
TC$_h^S$	0,027	0,033	0,035	0,045	0,038	0,027	0,031	0,025	0,031	0,046
S$_h$	0,013	0,032	0,024	0,028	0,027	0,012	0,023	0,008	0,021	0,027
IP Qbeta										
TC$_h$	0,937	0,918	0,928	0,922	0,922	0,938	0,923	0,940	0,929	0,923
A$_h$	0,172	0,219	0,222	0,256	0,268	0,273	0,288	0,292	0,296	0,304
TC$_h^I$	0,034	0,047	0,039	0,030	0,039	0,034	0,041	0,034	0,037	0,028
TC$_h^S$	0,029	0,035	0,033	0,048	0,039	0,028	0,036	0,026	0,034	0,049
S$_h$	0,013	0,032	0,022	0,028	0,028	0,012	0,027	0,010	0,021	0,027
IP percentil residual										
TC$_h$	0,945	0,933	0,933	0,913	0,923	0,931	0,926	0,930	0,918	0,926
A$_h$	0,285	0,290	0,303	0,310	0,311	0,314	0,315	0,315	0,316	0,316
TC$_h^I$	0,021	0,035	0,033	0,040	0,043	0,036	0,040	0,032	0,047	0,032
TC$_h^S$	0,034	0,032	0,034	0,047	0,034	0,033	0,034	0,038	0,035	0,042
S$_h$	0,013	0,017	0,017	0,037	0,027	0,019	0,024	0,020	0,032	0,024
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,883	0,881	0,905	0,910	0,916	0,930	0,925	0,932	0,923	0,930
A$_h$	0,286	0,291	0,303	0,309	0,310	0,312	0,313	0,314	0,314	0,314
TC$_h^I$	0,048	0,058	0,045	0,046	0,041	0,035	0,041	0,029	0,044	0,030
TC$_h^S$	0,069	0,061	0,050	0,044	0,043	0,035	0,034	0,039	0,033	0,040
S$_h$	0,067	0,069	0,045	0,040	0,034	0,020	0,025	0,018	0,027	0,020
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,925	0,919	0,913	0,915	0,917	0,930	0,926	0,928	0,927	0,923
A$_h$	0,292	0,315	0,312	0,312	0,313	0,313	0,315	0,315	0,315	0,314
TC$_h^I$	0,024	0,045	0,043	0,042	0,039	0,035	0,039	0,032	0,043	0,035
TC$_h^S$	0,051	0,036	0,044	0,043	0,044	0,035	0,035	0,040	0,030	0,042
S$_h$	0,027	0,031	0,037	0,035	0,033	0,020	0,024	0,022	0,023	0,027
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,912	0,920	0,913	0,911	0,922	0,930	0,919	0,929	0,920	0,921
A$_h$	0,304	0,315	0,313	0,312	0,312	0,312	0,312	0,312	0,312	0,312
TC$_h^I$	0,032	0,040	0,041	0,042	0,037	0,036	0,042	0,031	0,045	0,033
TC$_h^S$	0,056	0,040	0,046	0,047	0,041	0,034	0,039	0,040	0,035	0,046
S$_h$	0,038	0,030	0,037	0,039	0,028	0,020	0,031	0,021	0,030	0,029
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,908	0,896	0,918	0,900	0,891	0,909	0,884	0,923	0,912	0,902
A$_h$	0,165	0,208	0,213	0,245	0,256	0,261	0,275	0,279	0,285	0,290
TC$_h^I$	0,049	0,061	0,041	0,046	0,051	0,044	0,061	0,045	0,047	0,045
TC$_h^S$	0,043	0,043	0,041	0,054	0,058	0,047	0,055	0,032	0,041	0,053
S$_h$	0,042	0,054	0,032	0,050	0,059	0,041	0,066	0,027	0,038	0,048
IP BCa										
TC$_h$	0,911	0,894	0,918	0,902	0,896	0,908	0,889	0,921	0,914	0,904
A$_h$	0,167	0,211	0,214	0,248	0,259	0,263	0,277	0,281	0,287	0,292
TC$_h^I$	0,046	0,063	0,040	0,044	0,048	0,043	0,059	0,043	0,046	0,042
TC$_h^S$	0,043	0,043	0,042	0,054	0,056	0,049	0,052	0,036	0,040	0,054
S$_h$	0,039	0,056	0,032	0,048	0,054	0,042	0,061	0,029	0,036	0,046
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,858	0,804	0,816	0,761	0,746	0,741	0,724	0,721	0,719	0,712
A$_h$	0,196	0,204	0,219	0,225	0,227	0,232	0,232	0,233	0,233	0,233
TC$_h^I$	0,076	0,114	0,096	0,104	0,117	0,139	0,148	0,151	0,154	0,125
TC$_h^S$	0,066	0,082	0,088	0,135	0,137	0,120	0,128	0,128	0,127	0,163
S$_h$	0,092	0,146	0,134	0,189	0,204	0,209	0,226	0,229	0,231	0,238
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,789	0,735	0,760	0,725	0,721	0,745	0,729	0,729	0,719	0,729
A$_h$	0,131	0,163	0,169	0,195	0,204	0,209	0,220	0,223	0,227	0,232
TC$_h^I$	0,100	0,142	0,127	0,137	0,139	0,117	0,137	0,146	0,159	0,141
TC$_h^S$	0,111	0,123	0,113	0,138	0,140	0,138	0,134	0,125	0,122	0,130
S$_h$	0,161	0,215	0,190	0,225	0,229	0,205	0,221	0,221	0,231	0,221

Tabela B.2 – Intervalos de predição para o cenário 1 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,937	0,934	0,959	0,940	0,936	0,950	0,928	0,953	0,931	0,936
A$_h$	0,174	0,222	0,225	0,259	0,271	0,274	0,291	0,296	0,299	0,306
TC$_h^I$	0,035	0,034	0,024	0,031	0,041	0,021	0,032	0,027	0,040	0,032
TC$_h^S$	0,028	0,032	0,017	0,029	0,023	0,029	0,040	0,020	0,029	0,032
S$_h$	0,013	0,016	0,009	0,010	0,018	0,008	0,022	0,007	0,019	0,014
IP Qbeta										
TC$_h$	0,943	0,931	0,961	0,943	0,940	0,952	0,925	0,953	0,932	0,937
A$_h$	0,174	0,222	0,225	0,260	0,273	0,277	0,293	0,297	0,301	0,308
TC$_h^I$	0,030	0,035	0,021	0,029	0,038	0,020	0,031	0,025	0,035	0,030
TC$_h^S$	0,027	0,034	0,018	0,028	0,022	0,028	0,044	0,022	0,033	0,033
S$_h$	0,007	0,019	0,011	0,007	0,016	0,008	0,025	0,003	0,018	0,013
IP percentil residual										
TC$_h$	0,964	0,963	0,973	0,939	0,938	0,951	0,930	0,956	0,934	0,937
A$_h$	0,292	0,298	0,311	0,317	0,318	0,321	0,322	0,322	0,322	0,322
TC$_h^I$	0,019	0,018	0,011	0,031	0,035	0,023	0,034	0,018	0,033	0,029
TC$_h^S$	0,017	0,019	0,016	0,030	0,027	0,026	0,036	0,026	0,033	0,034
S$_h$	0,014	0,013	0,023	0,011	0,012	0,003	0,020	0,008	0,016	0,013
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,895	0,916	0,945	0,931	0,930	0,951	0,929	0,954	0,938	0,938
A$_h$	0,293	0,298	0,311	0,317	0,318	0,321	0,321	0,322	0,321	0,322
TC$_h^I$	0,053	0,039	0,024	0,036	0,041	0,022	0,031	0,018	0,032	0,030
TC$_h^S$	0,052	0,045	0,031	0,033	0,029	0,027	0,040	0,028	0,030	0,032
S$_h$	0,055	0,034	0,007	0,019	0,020	0,005	0,021	0,010	0,012	0,012
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,936	0,945	0,950	0,941	0,941	0,949	0,936	0,956	0,937	0,941
A$_h$	0,308	0,323	0,320	0,320	0,322	0,321	0,322	0,322	0,321	0,321
TC$_h^I$	0,035	0,026	0,022	0,033	0,035	0,024	0,028	0,017	0,033	0,029
TC$_h^S$	0,029	0,029	0,028	0,026	0,024	0,027	0,036	0,027	0,030	0,030
S$_h$	0,014	0,005	0,006	0,009	0,011	0,003	0,014	0,010	0,013	0,009
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,940	0,947	0,950	0,940	0,937	0,953	0,926	0,953	0,939	0,940
A$_h$	0,313	0,323	0,320	0,320	0,320	0,320	0,320	0,321	0,320	0,320
TC$_h^I$	0,032	0,022	0,022	0,030	0,037	0,022	0,032	0,018	0,031	0,027
TC$_h^S$	0,028	0,031	0,028	0,030	0,026	0,025	0,042	0,029	0,030	0,033
S$_h$	0,010	0,009	0,006	0,010	0,013	0,003	0,024	0,011	0,011	0,010
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,940	0,925	0,960	0,941	0,932	0,939	0,912	0,942	0,923	0,931
A$_h$	0,170	0,218	0,221	0,255	0,267	0,272	0,287	0,291	0,296	0,302
TC$_h^I$	0,029	0,034	0,023	0,031	0,041	0,024	0,039	0,028	0,035	0,034
TC$_h^S$	0,031	0,041	0,017	0,028	0,027	0,037	0,049	0,030	0,042	0,035
S$_h$	0,010	0,025	0,010	0,009	0,018	0,013	0,038	0,008	0,027	0,019
IP BCa										
TC$_h$	0,935	0,927	0,963	0,943	0,937	0,937	0,919	0,939	0,922	0,931
A$_h$	0,171	0,218	0,221	0,255	0,268	0,271	0,287	0,291	0,295	0,302
TC$_h^I$	0,031	0,032	0,020	0,029	0,036	0,024	0,033	0,029	0,035	0,034
TC$_h^S$	0,034	0,041	0,017	0,028	0,027	0,039	0,048	0,032	0,043	0,035
S$_h$	0,015	0,023	0,013	0,007	0,013	0,015	0,031	0,011	0,028	0,019
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,878	0,826	0,857	0,775	0,788	0,781	0,724	0,744	0,736	0,726
A$_h$	0,197	0,205	0,223	0,230	0,232	0,235	0,235	0,236	0,236	0,236
TC$_h^I$	0,058	0,088	0,081	0,122	0,112	0,109	0,135	0,133	0,142	0,139
TC$_h^S$	0,064	0,086	0,062	0,103	0,100	0,110	0,141	0,123	0,122	0,135
S$_h$	0,072	0,124	0,093	0,175	0,162	0,169	0,226	0,206	0,214	0,224
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,766	0,769	0,771	0,748	0,770	0,755	0,742	0,755	0,741	0,743
A$_h$	0,127	0,160	0,168	0,194	0,203	0,207	0,220	0,223	0,225	0,231
TC$_h^I$	0,124	0,127	0,128	0,133	0,116	0,116	0,133	0,121	0,142	0,131
TC$_h^S$	0,110	0,104	0,101	0,119	0,114	0,129	0,125	0,124	0,117	0,126
S$_h$	0,184	0,181	0,179	0,202	0,180	0,195	0,208	0,195	0,209	0,207

Tabela B.3 – Intervalos de predição para o cenário 1 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,954	0,953	0,933	0,951	0,935	0,942	0,936	0,946	0,948	0,951
A$_h$	0,173	0,222	0,224	0,259	0,272	0,275	0,292	0,296	0,299	0,307
TC$_h^I$	0,021	0,025	0,038	0,024	0,034	0,035	0,036	0,031	0,029	0,021
TC$_h^S$	0,025	0,022	0,029	0,025	0,031	0,023	0,028	0,023	0,023	0,028
S$_h$	0,004	0,003	0,017	0,001	0,015	0,012	0,014	0,008	0,006	0,007
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,951	0,957	0,940	0,949	0,939	0,946	0,937	0,946	0,951	0,952
A$_h$	0,174	0,222	0,224	0,261	0,274	0,277	0,294	0,298	0,301	0,309
TC$_h^I$	0,022	0,023	0,034	0,021	0,029	0,030	0,034	0,029	0,025	0,018
TC$_h^S$	0,027	0,020	0,026	0,030	0,032	0,024	0,029	0,025	0,024	0,030
S$_h$	0,005	0,007	0,010	0,009	0,011	0,006	0,013	0,004	0,001	0,012
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,972	0,973	0,954	0,954	0,955	0,946	0,940	0,949	0,945	0,948
A$_h$	0,295	0,300	0,315	0,321	0,321	0,324	0,324	0,325	0,325	0,325
TC$_h^I$	0,012	0,015	0,022	0,019	0,022	0,029	0,030	0,020	0,032	0,024
TC$_h^S$	0,016	0,012	0,024	0,027	0,023	0,025	0,030	0,031	0,023	0,028
S$_h$	0,022	0,023	0,004	0,008	0,005	0,004	0,010	0,011	0,009	0,004
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,918	0,934	0,938	0,945	0,943	0,942	0,934	0,946	0,946	0,951
A$_h$	0,295	0,301	0,315	0,321	0,322	0,324	0,324	0,325	0,324	0,325
TC$_h^I$	0,041	0,027	0,026	0,021	0,029	0,031	0,031	0,025	0,029	0,019
TC$_h^S$	0,041	0,039	0,036	0,034	0,028	0,027	0,035	0,029	0,025	0,030
S$_h$	0,032	0,016	0,012	0,013	0,007	0,008	0,016	0,004	0,004	0,011
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,941	0,956	0,946	0,955	0,943	0,947	0,938	0,945	0,946	0,946
A$_h$	0,316	0,326	0,324	0,325	0,325	0,324	0,326	0,326	0,325	0,326
TC$_h^I$	0,025	0,019	0,022	0,020	0,028	0,029	0,029	0,025	0,029	0,020
TC$_h^S$	0,034	0,025	0,032	0,025	0,029	0,024	0,033	0,030	0,025	0,034
S$_h$	0,009	0,006	0,010	0,005	0,007	0,005	0,012	0,005	0,004	0,014
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,941	0,954	0,942	0,952	0,941	0,947	0,940	0,944	0,947	0,945
A$_h$	0,318	0,326	0,325	0,324	0,325	0,325	0,325	0,325	0,325	0,325
TC$_h^I$	0,026	0,018	0,029	0,020	0,030	0,029	0,027	0,025	0,030	0,025
TC$_h^S$	0,033	0,028	0,029	0,028	0,029	0,024	0,033	0,031	0,023	0,030
S$_h$	0,009	0,010	0,008	0,008	0,009	0,005	0,010	0,006	0,007	0,005
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,947	0,944	0,929	0,951	0,936	0,937	0,932	0,943	0,943	0,950
A$_h$	0,172	0,220	0,222	0,258	0,271	0,274	0,291	0,295	0,298	0,306
TC$_h^I$	0,023	0,031	0,039	0,024	0,028	0,033	0,035	0,030	0,028	0,023
TC$_h^S$	0,030	0,025	0,032	0,025	0,036	0,030	0,033	0,027	0,029	0,027
S$_h$	0,007	0,006	0,021	0,001	0,014	0,013	0,018	0,007	0,007	0,004
					IP BCa					
TC$_h$	0,952	0,944	0,923	0,952	0,935	0,937	0,931	0,944	0,942	0,947
A$_h$	0,172	0,220	0,222	0,258	0,271	0,274	0,291	0,295	0,298	0,306
TC$_h^I$	0,019	0,028	0,040	0,024	0,027	0,031	0,034	0,029	0,027	0,023
TC$_h^S$	0,029	0,028	0,037	0,024	0,038	0,032	0,035	0,027	0,031	0,030
S$_h$	0,010	0,006	0,027	0,002	0,015	0,013	0,019	0,006	0,008	0,007
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,896	0,844	0,839	0,794	0,768	0,770	0,759	0,762	0,730	0,751
A$_h$	0,196	0,205	0,223	0,231	0,233	0,236	0,237	0,237	0,237	0,237
TC$_h^I$	0,051	0,085	0,088	0,098	0,116	0,112	0,121	0,134	0,139	0,128
TC$_h^S$	0,053	0,071	0,073	0,108	0,116	0,118	0,120	0,104	0,131	0,121
S$_h$	0,054	0,106	0,111	0,156	0,182	0,180	0,191	0,188	0,220	0,199
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,755	0,745	0,752	0,732	0,727	0,735	0,736	0,745	0,735	0,737
A$_h$	0,124	0,158	0,165	0,192	0,202	0,206	0,218	0,222	0,224	0,230
TC$_h^I$	0,129	0,120	0,134	0,128	0,137	0,143	0,130	0,129	0,138	0,126
TC$_h^S$	0,116	0,135	0,114	0,140	0,136	0,122	0,134	0,126	0,127	0,137
S$_h$	0,195	0,205	0,198	0,218	0,223	0,215	0,214	0,205	0,215	0,213

Tabela B.4 – Intervalos de predição para o cenário 2 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,540	0,526	0,532	0,503	0,522	0,544	0,498	0,561	0,527	0,522
A_h	0,042	0,044	0,047	0,048	0,049	0,049	0,050	0,050	0,050	0,050
TC_h^I	0,197	0,214	0,187	0,182	0,175	0,163	0,183	0,155	0,162	0,171
TC_h^S	0,263	0,260	0,281	0,315	0,303	0,293	0,319	0,284	0,311	0,307
S_h	0,410	0,424	0,418	0,447	0,428	0,406	0,452	0,389	0,423	0,428
					IP Qbeta					
TC_h	0,942	0,944	0,917	0,928	0,914	0,914	0,928	0,922	0,909	0,922
A_h	0,101	0,106	0,112	0,114	0,116	0,116	0,117	0,117	0,117	0,117
TC_h^I	0,022	0,028	0,032	0,029	0,030	0,031	0,017	0,027	0,029	0,028
TC_h^S	0,036	0,028	0,051	0,043	0,056	0,055	0,055	0,051	0,062	0,050
S_h	0,014	0,006	0,033	0,022	0,036	0,036	0,038	0,028	0,041	0,028
					IP percentil residual					
TC_h	0,945	0,949	0,912	0,928	0,918	0,912	0,931	0,926	0,917	0,921
A_h	0,115	0,117	0,117	0,117	0,117	0,117	0,117	0,118	0,117	0,117
TC_h^I	0,022	0,024	0,035	0,029	0,030	0,034	0,017	0,030	0,027	0,035
TC_h^S	0,033	0,027	0,053	0,043	0,052	0,054	0,052	0,044	0,056	0,044
S_h	0,011	0,003	0,038	0,022	0,032	0,038	0,035	0,024	0,033	0,029
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,921	0,937	0,921	0,931	0,924	0,923	0,933	0,935	0,921	0,930
A_h	0,128	0,126	0,125	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124
TC_h^I	0,013	0,016	0,024	0,021	0,023	0,024	0,011	0,019	0,022	0,028
TC_h^S	0,066	0,047	0,055	0,048	0,053	0,053	0,056	0,046	0,057	0,042
S_h	0,053	0,031	0,031	0,027	0,030	0,029	0,045	0,027	0,035	0,020
					IP percentil blocos					
TC_h	0,949	0,954	0,938	0,946	0,941	0,936	0,942	0,952	0,932	0,949
A_h	0,131	0,133	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134	0,134
TC_h^I	0,015	0,016	0,017	0,014	0,012	0,015	0,006	0,011	0,016	0,009
TC_h^S	0,036	0,030	0,045	0,040	0,047	0,049	0,052	0,037	0,052	0,042
S_h	0,021	0,014	0,028	0,026	0,035	0,034	0,046	0,026	0,036	0,033
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,947	0,956	0,942	0,944	0,939	0,937	0,944	0,949	0,933	0,954
A_h	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,135	0,134	0,135	0,135	0,135
TC_h^I	0,014	0,011	0,014	0,015	0,014	0,016	0,006	0,009	0,016	0,008
TC_h^S	0,039	0,033	0,044	0,041	0,047	0,047	0,050	0,042	0,051	0,038
S_h	0,025	0,022	0,030	0,026	0,033	0,031	0,044	0,033	0,035	0,030
					IP percentil BCa					
TC_h	0,899	0,921	0,901	0,899	0,894	0,882	0,892	0,895	0,876	0,897
A_h	0,096	0,101	0,107	0,109	0,110	0,111	0,111	0,111	0,112	0,112
TC_h^I	0,039	0,039	0,042	0,042	0,034	0,038	0,032	0,035	0,040	0,033
TC_h^S	0,062	0,040	0,057	0,059	0,072	0,080	0,076	0,070	0,084	0,070
S_h	0,051	0,029	0,049	0,051	0,056	0,068	0,058	0,055	0,074	0,053
					IP BCa					
TC_h	0,910	0,924	0,906	0,903	0,903	0,889	0,903	0,910	0,882	0,910
A_h	0,095	0,100	0,106	0,108	0,110	0,110	0,111	0,111	0,111	0,111
TC_h^I	0,045	0,048	0,048	0,053	0,046	0,049	0,042	0,041	0,050	0,043
TC_h^S	0,045	0,028	0,046	0,044	0,051	0,062	0,055	0,049	0,068	0,047
S_h	0,040	0,026	0,044	0,047	0,047	0,061	0,047	0,040	0,068	0,040
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,899	0,899	0,848	0,853	0,845	0,830	0,846	0,860	0,843	0,842
A_h	0,101	0,106	0,115	0,119	0,123	0,125	0,128	0,129	0,130	0,132
TC_h^I	0,044	0,052	0,044	0,037	0,028	0,038	0,018	0,018	0,018	0,017
TC_h^S	0,057	0,049	0,108	0,110	0,127	0,132	0,136	0,122	0,139	0,141
S_h	0,051	0,051	0,102	0,097	0,105	0,120	0,118	0,104	0,121	0,124
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,836	0,846	0,847	0,850	0,852	0,862	0,886	0,877	0,845	0,864
A_h	0,095	0,101	0,106	0,108	0,110	0,111	0,112	0,112	0,112	0,112
TC_h^I	0,032	0,029	0,036	0,031	0,043	0,036	0,032	0,041	0,045	0,051
TC_h^S	0,132	0,125	0,117	0,119	0,105	0,102	0,082	0,082	0,110	0,085
S_h	0,114	0,104	0,103	0,100	0,098	0,088	0,064	0,073	0,105	0,086

Tabela B.5 – Intervalos de predição para o cenário 2 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,562	0,570	0,569	0,543	0,547	0,532	0,542	0,526	0,521	0,514
A_h	0,042	0,044	0,047	0,048	0,049	0,050	0,050	0,050	0,050	0,050
TC_h^I	0,195	0,167	0,174	0,178	0,180	0,176	0,167	0,167	0,164	0,169
TC_h^S	0,243	0,263	0,257	0,279	0,273	0,292	0,291	0,307	0,315	0,317
S_h	0,388	0,380	0,381	0,407	0,403	0,418	0,408	0,424	0,429	0,436
					IP Qbeta					
TC_h	0,947	0,940	0,931	0,935	0,921	0,942	0,923	0,910	0,925	0,932
A_h	0,101	0,106	0,112	0,114	0,116	0,117	0,117	0,117	0,118	0,118
TC_h^I	0,033	0,021	0,027	0,028	0,041	0,019	0,021	0,033	0,024	0,018
TC_h^S	0,020	0,039	0,042	0,037	0,038	0,039	0,056	0,057	0,051	0,050
S_h	0,013	0,018	0,019	0,015	0,029	0,020	0,035	0,040	0,027	0,032
					IP percentil residual					
TC_h	0,956	0,941	0,939	0,942	0,925	0,936	0,934	0,918	0,931	0,935
A_h	0,117	0,118	0,118	0,118	0,118	0,118	0,118	0,119	0,119	0,119
TC_h^I	0,022	0,021	0,027	0,022	0,038	0,023	0,029	0,037	0,029	0,023
TC_h^S	0,022	0,038	0,034	0,036	0,037	0,041	0,037	0,045	0,040	0,042
S_h	0,006	0,017	0,011	0,014	0,025	0,018	0,016	0,032	0,019	0,019
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,927	0,937	0,937	0,944	0,931	0,939	0,937	0,919	0,940	0,938
A_h	0,125	0,123	0,122	0,121	0,121	0,121	0,121	0,121	0,121	0,121
TC_h^I	0,013	0,011	0,020	0,018	0,034	0,020	0,024	0,033	0,024	0,019
TC_h^S	0,060	0,052	0,043	0,038	0,035	0,041	0,039	0,048	0,036	0,043
S_h	0,047	0,041	0,023	0,020	0,019	0,021	0,015	0,031	0,012	0,024
					IP percentil blocos					
TC_h	0,959	0,951	0,954	0,950	0,937	0,956	0,949	0,936	0,946	0,949
A_h	0,126	0,126	0,127	0,126	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127
TC_h^I	0,018	0,017	0,015	0,017	0,028	0,010	0,018	0,025	0,015	0,012
TC_h^S	0,023	0,032	0,031	0,033	0,035	0,034	0,033	0,039	0,039	0,039
S_h	0,009	0,015	0,016	0,016	0,013	0,024	0,015	0,014	0,024	0,027
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,956	0,952	0,945	0,951	0,940	0,953	0,950	0,940	0,945	0,946
A_h	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127	0,127
TC_h^I	0,016	0,014	0,019	0,019	0,029	0,010	0,017	0,026	0,017	0,012
TC_h^S	0,028	0,034	0,036	0,030	0,031	0,037	0,033	0,034	0,038	0,042
S_h	0,012	0,020	0,017	0,011	0,010	0,027	0,016	0,010	0,021	0,030
					IP percentil BCa					
TC_h	0,944	0,937	0,922	0,921	0,923	0,932	0,908	0,905	0,919	0,921
A_h	0,100	0,104	0,111	0,113	0,115	0,115	0,116	0,116	0,116	0,117
TC_h^I	0,040	0,021	0,027	0,032	0,039	0,022	0,030	0,037	0,027	0,020
TC_h^S	0,016	0,042	0,051	0,047	0,038	0,046	0,062	0,058	0,054	0,059
S_h	0,024	0,021	0,028	0,029	0,027	0,024	0,042	0,045	0,031	0,039
					IP BCa					
TC_h	0,936	0,941	0,924	0,919	0,918	0,933	0,920	0,905	0,922	0,924
A_h	0,097	0,102	0,108	0,110	0,112	0,112	0,113	0,113	0,113	0,113
TC_h^I	0,052	0,030	0,041	0,044	0,050	0,033	0,038	0,048	0,036	0,032
TC_h^S	0,012	0,029	0,035	0,037	0,032	0,034	0,042	0,047	0,042	0,044
S_h	0,040	0,009	0,026	0,031	0,032	0,017	0,030	0,045	0,028	0,026
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,905	0,890	0,854	0,867	0,853	0,850	0,838	0,822	0,841	0,849
A_h	0,097	0,104	0,109	0,114	0,120	0,122	0,124	0,127	0,129	0,131
TC_h^I	0,056	0,044	0,053	0,038	0,039	0,031	0,032	0,034	0,023	0,014
TC_h^S	0,039	0,066	0,093	0,095	0,108	0,119	0,130	0,144	0,136	0,137
S_h	0,045	0,060	0,096	0,083	0,097	0,100	0,112	0,128	0,113	0,123
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,839	0,849	0,858	0,858	0,849	0,867	0,857	0,853	0,860	0,856
A_h	0,091	0,098	0,107	0,109	0,111	0,111	0,112	0,111	0,112	0,111
TC_h^I	0,039	0,029	0,025	0,029	0,057	0,034	0,043	0,052	0,051	0,055
TC_h^S	0,122	0,122	0,117	0,113	0,094	0,099	0,100	0,095	0,089	0,089
S_h	0,111	0,101	0,092	0,092	0,101	0,083	0,093	0,097	0,090	0,094

Tabela B.6 – Intervalos de predição para o cenário 2 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,545	0,541	0,570	0,558	0,550	0,562	0,569	0,574	0,569	0,554
A_h	0,042	0,044	0,048	0,049	0,050	0,050	0,051	0,051	0,051	0,051
TC_h^I	0,193	0,192	0,157	0,186	0,168	0,175	0,153	0,142	0,135	0,137
TC_h^S	0,262	0,267	0,273	0,256	0,282	0,263	0,278	0,284	0,296	0,309
S_h	0,405	0,409	0,380	0,392	0,400	0,388	0,381	0,376	0,381	0,396
					IP Qbeta					
TC_h	0,953	0,953	0,957	0,942	0,939	0,932	0,930	0,940	0,945	0,944
A_h	0,101	0,107	0,114	0,116	0,118	0,119	0,119	0,120	0,120	0,120
TC_h^I	0,018	0,020	0,017	0,027	0,022	0,022	0,022	0,018	0,020	0,020
TC_h^S	0,029	0,027	0,026	0,031	0,039	0,046	0,048	0,042	0,035	0,036
S_h	0,011	0,007	0,009	0,008	0,017	0,024	0,026	0,024	0,015	0,016
					IP percentil residual					
TC_h	0,959	0,953	0,955	0,947	0,944	0,936	0,939	0,947	0,950	0,949
A_h	0,118	0,119	0,120	0,120	0,120	0,120	0,120	0,120	0,120	0,120
TC_h^I	0,017	0,020	0,017	0,026	0,027	0,025	0,024	0,023	0,023	0,025
TC_h^S	0,024	0,027	0,028	0,027	0,029	0,039	0,037	0,030	0,027	0,026
S_h	0,009	0,007	0,011	0,003	0,006	0,014	0,013	0,007	0,004	0,001
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,923	0,946	0,952	0,948	0,948	0,939	0,939	0,947	0,949	0,951
A_h	0,125	0,124	0,122	0,122	0,121	0,121	0,121	0,121	0,121	0,121
TC_h^I	0,010	0,011	0,014	0,024	0,021	0,020	0,022	0,019	0,025	0,023
TC_h^S	0,067	0,043	0,034	0,028	0,031	0,041	0,039	0,034	0,026	0,026
S_h	0,057	0,032	0,020	0,004	0,010	0,021	0,017	0,015	0,001	0,003
					IP percentil blocos					
TC_h	0,962	0,959	0,960	0,957	0,948	0,943	0,945	0,956	0,956	0,953
A_h	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124
TC_h^I	0,016	0,014	0,014	0,021	0,020	0,021	0,022	0,018	0,022	0,020
TC_h^S	0,022	0,027	0,026	0,022	0,032	0,036	0,033	0,026	0,022	0,027
S_h	0,012	0,013	0,012	0,007	0,012	0,015	0,011	0,008	0,006	0,007
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,954	0,958	0,961	0,951	0,952	0,944	0,942	0,954	0,957	0,952
A_h	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124	0,124
TC_h^I	0,021	0,017	0,014	0,024	0,019	0,021	0,021	0,017	0,017	0,024
TC_h^S	0,025	0,025	0,025	0,025	0,029	0,035	0,037	0,029	0,026	0,024
S_h	0,004	0,008	0,011	0,001	0,010	0,014	0,016	0,012	0,009	0,002
					IP percentil BCa					
TC_h	0,955	0,943	0,949	0,937	0,929	0,931	0,929	0,937	0,939	0,934
A_h	0,100	0,105	0,113	0,115	0,117	0,118	0,118	0,119	0,119	0,119
TC_h^I	0,023	0,025	0,021	0,028	0,030	0,022	0,022	0,017	0,019	0,024
TC_h^S	0,022	0,032	0,030	0,035	0,041	0,047	0,049	0,046	0,042	0,042
S_h	0,005	0,007	0,009	0,013	0,021	0,025	0,027	0,029	0,023	0,018
					IP BCa					
TC_h	0,948	0,935	0,939	0,931	0,929	0,933	0,930	0,942	0,942	0,937
A_h	0,098	0,103	0,110	0,112	0,114	0,114	0,115	0,115	0,115	0,116
TC_h^I	0,036	0,039	0,036	0,042	0,041	0,033	0,030	0,028	0,028	0,032
TC_h^S	0,016	0,026	0,025	0,027	0,030	0,034	0,040	0,030	0,030	0,031
S_h	0,020	0,015	0,011	0,019	0,021	0,017	0,020	0,008	0,008	0,013
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,903	0,893	0,890	0,873	0,869	0,861	0,848	0,866	0,864	0,845
A_h	0,097	0,103	0,110	0,116	0,120	0,122	0,124	0,126	0,128	0,130
TC_h^I	0,049	0,051	0,043	0,044	0,038	0,032	0,030	0,025	0,026	0,028
TC_h^S	0,048	0,056	0,067	0,083	0,093	0,107	0,122	0,109	0,110	0,127
S_h	0,047	0,057	0,060	0,077	0,081	0,089	0,102	0,084	0,086	0,105
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,853	0,823	0,867	0,867	0,849	0,875	0,868	0,877	0,882	0,878
A_h	0,088	0,097	0,107	0,110	0,112	0,113	0,114	0,114	0,114	0,114
TC_h^I	0,021	0,033	0,019	0,036	0,040	0,029	0,037	0,033	0,027	0,037
TC_h^S	0,126	0,144	0,114	0,097	0,111	0,096	0,095	0,090	0,091	0,085
S_h	0,105	0,127	0,095	0,083	0,101	0,075	0,082	0,073	0,068	0,072

Tabela B.7 – Intervalos de predição para o cenário 3 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,935	0,946	0,932	0,920	0,927	0,929	0,936	0,917	0,927	0,918
A$_h$	0,234	0,237	0,237	0,237	0,237	0,237	0,237	0,237	0,237	0,237
TC$_h^I$	0,035	0,031	0,038	0,042	0,046	0,040	0,033	0,046	0,047	0,049
TC$_h^S$	0,030	0,023	0,030	0,038	0,027	0,031	0,031	0,037	0,026	0,033
S$_h$	0,015	0,008	0,018	0,030	0,023	0,021	0,014	0,033	0,023	0,032
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,969	0,976	0,961	0,951	0,955	0,968	0,966	0,953	0,959	0,962
A$_h$	0,269	0,273	0,273	0,273	0,273	0,273	0,273	0,273	0,273	0,273
TC$_h^I$	0,012	0,010	0,017	0,021	0,024	0,013	0,015	0,022	0,020	0,017
TC$_h^S$	0,019	0,014	0,022	0,028	0,021	0,019	0,019	0,025	0,021	0,021
S$_h$	0,019	0,026	0,011	0,007	0,005	0,018	0,016	0,003	0,009	0,012
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,951	0,948	0,952	0,940	0,944	0,955	0,954	0,937	0,943	0,947
A$_h$	0,247	0,251	0,254	0,255	0,254	0,255	0,255	0,255	0,255	0,255
TC$_h^I$	0,021	0,026	0,022	0,028	0,031	0,020	0,022	0,029	0,032	0,027
TC$_h^S$	0,028	0,026	0,026	0,032	0,025	0,025	0,024	0,034	0,025	0,026
S$_h$	0,007	0,002	0,004	0,010	0,006	0,005	0,004	0,013	0,007	0,003
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,977	0,972	0,971	0,964	0,971	0,977	0,977	0,967	0,962	0,975
A$_h$	0,282	0,286	0,290	0,291	0,290	0,290	0,290	0,291	0,290	0,290
TC$_h^I$	0,014	0,012	0,015	0,021	0,019	0,013	0,013	0,020	0,021	0,012
TC$_h^S$	0,009	0,016	0,014	0,015	0,010	0,010	0,010	0,013	0,017	0,013
S$_h$	0,027	0,022	0,021	0,014	0,021	0,027	0,027	0,017	0,012	0,025
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,943	0,953	0,960	0,941	0,949	0,967	0,962	0,947	0,948	0,953
A$_h$	0,243	0,249	0,264	0,264	0,264	0,264	0,264	0,264	0,264	0,264
TC$_h^I$	0,025	0,020	0,019	0,027	0,028	0,013	0,019	0,024	0,029	0,023
TC$_h^S$	0,032	0,027	0,021	0,032	0,023	0,020	0,019	0,029	0,023	0,024
S$_h$	0,007	0,007	0,010	0,009	0,005	0,017	0,012	0,005	0,006	0,003
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,944	0,942	0,960	0,945	0,947	0,960	0,961	0,941	0,945	0,950
A$_h$	0,244	0,248	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260
TC$_h^I$	0,025	0,029	0,018	0,025	0,029	0,016	0,019	0,031	0,031	0,026
TC$_h^S$	0,031	0,029	0,022	0,030	0,024	0,024	0,020	0,028	0,024	0,024
S$_h$	0,006	0,008	0,010	0,005	0,005	0,010	0,011	0,009	0,007	0,002
					IP BCa					
TC$_h$	0,939	0,946	0,929	0,911	0,929	0,935	0,939	0,920	0,922	0,922
A$_h$	0,236	0,241	0,242	0,241	0,242	0,242	0,241	0,241	0,241	0,241
TC$_h^I$	0,029	0,027	0,032	0,037	0,040	0,029	0,026	0,038	0,039	0,040
TC$_h^S$	0,032	0,027	0,039	0,052	0,031	0,036	0,035	0,042	0,039	0,038
S$_h$	0,011	0,004	0,021	0,039	0,021	0,015	0,011	0,030	0,028	0,028
					IP BCa					
TC$_h$	0,936	0,948	0,928	0,922	0,932	0,930	0,945	0,919	0,929	0,922
A$_h$	0,239	0,244	0,244	0,243	0,245	0,245	0,244	0,244	0,243	0,243
TC$_h^I$	0,025	0,020	0,029	0,027	0,033	0,028	0,020	0,034	0,030	0,036
TC$_h^S$	0,039	0,032	0,043	0,051	0,035	0,042	0,035	0,047	0,041	0,042
S$_h$	0,014	0,012	0,022	0,028	0,018	0,020	0,015	0,031	0,021	0,028
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,951	0,951	0,921	0,911	0,924	0,916	0,926	0,913	0,927	0,921
A$_h$	0,252	0,257	0,260	0,262	0,260	0,261	0,261	0,261	0,260	0,261
TC$_h^I$	0,037	0,038	0,048	0,057	0,052	0,058	0,050	0,059	0,051	0,055
TC$_h^S$	0,012	0,011	0,031	0,032	0,024	0,026	0,024	0,028	0,022	0,024
S$_h$	0,025	0,027	0,029	0,039	0,028	0,034	0,026	0,037	0,029	0,031
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,929	0,944	0,901	0,915	0,908	0,913	0,921	0,891	0,908	0,912
A$_h$	0,234	0,239	0,243	0,242	0,244	0,242	0,243	0,243	0,243	0,243
TC$_h^I$	0,021	0,022	0,046	0,035	0,046	0,034	0,034	0,045	0,044	0,047
TC$_h^S$	0,050	0,034	0,053	0,050	0,046	0,053	0,045	0,064	0,048	0,041
S$_h$	0,029	0,012	0,049	0,035	0,042	0,037	0,029	0,059	0,042	0,038

Tabela B.8 – Intervalos de predição para o cenário 3 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC$_h$	0,945	0,941	0,929	0,908	0,922	0,913	0,918	0,931	0,926	0,925
A$_h$	0,224	0,227	0,227	0,227	0,227	0,227	0,227	0,227	0,227	0,227
TC$_h^I$	0,031	0,038	0,039	0,055	0,048	0,042	0,046	0,036	0,045	0,043
TC$_h^S$	0,024	0,021	0,032	0,037	0,030	0,045	0,036	0,033	0,029	0,032
S$_h$	0,007	0,017	0,021	0,042	0,028	0,037	0,032	0,019	0,024	0,025
IP Qbeta										
TC$_h$	0,967	0,977	0,959	0,954	0,956	0,956	0,964	0,967	0,961	0,964
A$_h$	0,257	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260	0,260
TC$_h^I$	0,016	0,011	0,017	0,024	0,024	0,018	0,019	0,014	0,018	0,015
TC$_h^S$	0,017	0,012	0,024	0,022	0,020	0,026	0,017	0,019	0,021	0,021
S$_h$	0,017	0,027	0,009	0,004	0,006	0,008	0,014	0,017	0,011	0,014
IP percentil residual										
TC$_h$	0,950	0,949	0,944	0,941	0,950	0,945	0,952	0,956	0,956	0,950
A$_h$	0,246	0,248	0,249	0,249	0,250	0,249	0,250	0,249	0,250	0,249
TC$_h^I$	0,024	0,017	0,025	0,031	0,027	0,023	0,026	0,021	0,021	0,024
TC$_h^S$	0,026	0,034	0,031	0,028	0,023	0,032	0,022	0,023	0,023	0,026
S$_h$	0,002	0,017	0,006	0,009	0,004	0,009	0,004	0,006	0,006	0,002
IP percentil paramétrico										
TC$_h$	0,968	0,966	0,958	0,958	0,964	0,967	0,965	0,969	0,966	0,967
A$_h$	0,264	0,265	0,267	0,267	0,268	0,267	0,267	0,267	0,267	0,267
TC$_h^I$	0,016	0,012	0,020	0,024	0,022	0,015	0,018	0,018	0,017	0,016
TC$_h^S$	0,016	0,022	0,022	0,018	0,014	0,018	0,017	0,013	0,017	0,017
S$_h$	0,018	0,016	0,008	0,008	0,014	0,017	0,015	0,019	0,016	0,017
IP percentil blocos										
TC$_h$	0,943	0,945	0,952	0,949	0,953	0,954	0,958	0,965	0,960	0,956
A$_h$	0,241	0,243	0,253	0,253	0,253	0,253	0,254	0,253	0,253	0,253
TC$_h^I$	0,029	0,016	0,020	0,028	0,026	0,019	0,019	0,016	0,019	0,018
TC$_h^S$	0,028	0,039	0,028	0,023	0,021	0,027	0,023	0,019	0,021	0,026
S$_h$	0,007	0,023	0,008	0,005	0,005	0,008	0,008	0,015	0,010	0,008
IP percentil blocos cíclicos										
TC$_h$	0,949	0,942	0,950	0,943	0,950	0,951	0,957	0,958	0,962	0,954
A$_h$	0,242	0,244	0,252	0,252	0,252	0,252	0,252	0,252	0,252	0,252
TC$_h^I$	0,027	0,020	0,023	0,032	0,027	0,018	0,023	0,019	0,019	0,019
TC$_h^S$	0,024	0,038	0,027	0,025	0,023	0,031	0,020	0,023	0,019	0,027
S$_h$	0,003	0,018	0,004	0,007	0,004	0,013	0,007	0,008	0,012	0,008
IP percentil BCa										
TC$_h$	0,956	0,961	0,943	0,930	0,941	0,935	0,939	0,944	0,944	0,937
A$_h$	0,244	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,247	0,246	0,246
TC$_h^I$	0,023	0,019	0,026	0,035	0,030	0,028	0,029	0,026	0,027	0,031
TC$_h^S$	0,021	0,020	0,031	0,035	0,029	0,037	0,032	0,030	0,029	0,032
S$_h$	0,006	0,011	0,007	0,020	0,009	0,015	0,011	0,006	0,006	0,013
IP BCa										
TC$_h$	0,956	0,956	0,942	0,928	0,938	0,933	0,937	0,942	0,944	0,938
A$_h$	0,242	0,245	0,245	0,245	0,245	0,245	0,245	0,246	0,246	0,245
TC$_h^I$	0,022	0,017	0,021	0,031	0,027	0,024	0,026	0,024	0,022	0,029
TC$_h^S$	0,022	0,027	0,037	0,041	0,035	0,043	0,037	0,034	0,034	0,033
S$_h$	0,006	0,010	0,016	0,022	0,012	0,019	0,013	0,010	0,012	0,012
IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,946	0,943	0,900	0,895	0,908	0,916	0,894	0,928	0,903	0,927
A$_h$	0,241	0,244	0,245	0,245	0,245	0,245	0,244	0,245	0,245	0,244
TC$_h^I$	0,042	0,046	0,068	0,071	0,066	0,058	0,065	0,052	0,054	0,048
TC$_h^S$	0,012	0,011	0,032	0,034	0,026	0,026	0,041	0,020	0,043	0,025
S$_h$	0,030	0,035	0,050	0,055	0,042	0,034	0,056	0,032	0,047	0,023
IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$										
TC$_h$	0,951	0,945	0,905	0,892	0,910	0,904	0,908	0,906	0,906	0,907
A$_h$	0,230	0,233	0,234	0,234	0,234	0,234	0,234	0,234	0,233	0,234
TC$_h^I$	0,022	0,020	0,040	0,052	0,042	0,039	0,044	0,041	0,045	0,044
TC$_h^S$	0,027	0,035	0,055	0,056	0,048	0,057	0,048	0,053	0,049	0,049
S$_h$	0,005	0,015	0,045	0,058	0,040	0,046	0,042	0,044	0,044	0,043

Tabela B.9 – Intervalos de predição para o cenário 3 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,923	0,935	0,922	0,914	0,917	0,903	0,916	0,893	0,925	0,900
A_h	0,217	0,219	0,219	0,219	0,219	0,219	0,219	0,219	0,219	0,219
TC_h^I	0,045	0,049	0,042	0,049	0,046	0,052	0,054	0,061	0,043	0,060
TC_h^S	0,032	0,016	0,036	0,037	0,037	0,045	0,030	0,046	0,032	0,040
S_h	0,027	0,033	0,028	0,036	0,033	0,047	0,034	0,057	0,025	0,050
					IP Qbeta					
TC_h	0,954	0,971	0,966	0,960	0,958	0,945	0,960	0,939	0,963	0,946
A_h	0,248	0,251	0,251	0,251	0,251	0,251	0,251	0,251	0,251	0,251
TC_h^I	0,026	0,020	0,018	0,021	0,016	0,026	0,020	0,029	0,017	0,026
TC_h^S	0,020	0,009	0,016	0,019	0,026	0,029	0,020	0,032	0,020	0,028
S_h	0,006	0,021	0,016	0,010	0,010	0,005	0,010	0,011	0,013	0,004
					IP percentil residual					
TC_h	0,937	0,949	0,956	0,958	0,956	0,939	0,959	0,930	0,963	0,941
A_h	0,246	0,247	0,248	0,248	0,248	0,248	0,247	0,248	0,247	0,248
TC_h^I	0,027	0,029	0,024	0,027	0,019	0,026	0,021	0,036	0,015	0,031
TC_h^S	0,036	0,022	0,020	0,015	0,025	0,035	0,020	0,034	0,022	0,028
S_h	0,013	0,007	0,006	0,012	0,006	0,011	0,009	0,020	0,013	0,009
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,949	0,961	0,964	0,959	0,955	0,951	0,962	0,946	0,961	0,952
A_h	0,253	0,254	0,255	0,255	0,255	0,254	0,255	0,255	0,255	0,255
TC_h^I	0,025	0,024	0,020	0,025	0,018	0,023	0,020	0,028	0,018	0,026
TC_h^S	0,026	0,015	0,016	0,016	0,027	0,026	0,018	0,026	0,021	0,022
S_h	0,001	0,011	0,014	0,009	0,009	0,003	0,012	0,004	0,011	0,004
					IP percentil blocos					
TC_h	0,929	0,945	0,959	0,959	0,957	0,944	0,957	0,936	0,958	0,943
A_h	0,239	0,241	0,248	0,248	0,248	0,249	0,248	0,249	0,248	0,249
TC_h^I	0,031	0,030	0,021	0,025	0,016	0,025	0,020	0,033	0,021	0,033
TC_h^S	0,040	0,025	0,020	0,016	0,027	0,031	0,023	0,031	0,021	0,024
S_h	0,021	0,005	0,009	0,009	0,011	0,006	0,007	0,014	0,008	0,009
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,931	0,946	0,960	0,953	0,957	0,942	0,958	0,937	0,954	0,936
A_h	0,239	0,241	0,248	0,248	0,248	0,248	0,248	0,248	0,248	0,248
TC_h^I	0,033	0,027	0,022	0,025	0,017	0,028	0,022	0,031	0,023	0,031
TC_h^S	0,036	0,027	0,018	0,022	0,026	0,030	0,020	0,032	0,023	0,033
S_h	0,019	0,004	0,010	0,003	0,009	0,008	0,008	0,013	0,004	0,014
					IP percentil BCa					
TC_h	0,949	0,959	0,961	0,950	0,952	0,936	0,954	0,925	0,958	0,941
A_h	0,244	0,247	0,246	0,247	0,247	0,247	0,247	0,247	0,247	0,247
TC_h^I	0,024	0,028	0,019	0,026	0,022	0,027	0,024	0,036	0,017	0,030
TC_h^S	0,027	0,013	0,020	0,024	0,026	0,037	0,022	0,039	0,025	0,029
S_h	0,003	0,015	0,011	0,002	0,004	0,014	0,004	0,025	0,008	0,009
					IP BCa					
TC_h	0,946	0,959	0,958	0,951	0,952	0,934	0,957	0,921	0,958	0,935
A_h	0,244	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,245
TC_h^I	0,022	0,026	0,016	0,022	0,018	0,024	0,018	0,034	0,016	0,031
TC_h^S	0,032	0,015	0,026	0,027	0,030	0,042	0,025	0,045	0,026	0,034
S_h	0,010	0,011	0,010	0,005	0,012	0,018	0,007	0,029	0,010	0,015
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,935	0,942	0,911	0,905	0,898	0,891	0,903	0,890	0,909	0,897
A_h	0,234	0,235	0,235	0,236	0,236	0,235	0,235	0,235	0,235	0,234
TC_h^I	0,048	0,050	0,065	0,061	0,068	0,065	0,067	0,071	0,059	0,064
TC_h^S	0,017	0,008	0,024	0,034	0,034	0,044	0,030	0,039	0,032	0,039
S_h	0,031	0,042	0,041	0,045	0,052	0,059	0,047	0,060	0,041	0,053
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,932	0,949	0,903	0,908	0,920	0,896	0,902	0,884	0,918	0,895
A_h	0,224	0,227	0,226	0,226	0,226	0,227	0,227	0,226	0,226	0,227
TC_h^I	0,034	0,032	0,049	0,047	0,032	0,048	0,047	0,050	0,036	0,056
TC_h^S	0,034	0,019	0,048	0,045	0,048	0,056	0,051	0,066	0,046	0,049
S_h	0,018	0,013	0,047	0,042	0,030	0,054	0,048	0,066	0,032	0,055

Tabela B.10 – Intervalos de predição para o cenário 4 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,902	0,910	0,862	0,871	0,869	0,874	0,869	0,856	0,842	0,859
A$_h$	0,132	0,134	0,136	0,136	0,136	0,136	0,136	0,136	0,136	0,136
TC$_h^I$	0,029	0,031	0,047	0,047	0,051	0,039	0,050	0,055	0,069	0,045
TC$_h^S$	0,069	0,059	0,091	0,082	0,080	0,087	0,081	0,089	0,089	0,096
S$_h$	0,048	0,040	0,088	0,079	0,081	0,076	0,081	0,094	0,108	0,091
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,984	0,989	0,970	0,962	0,966	0,973	0,965	0,953	0,967	0,962
A$_h$	0,185	0,189	0,190	0,190	0,190	0,190	0,190	0,190	0,190	0,190
TC$_h^I$	0,006	0,005	0,011	0,015	0,014	0,010	0,018	0,023	0,020	0,014
TC$_h^S$	0,010	0,006	0,019	0,023	0,020	0,017	0,017	0,024	0,013	0,024
S$_h$	0,034	0,039	0,020	0,012	0,016	0,023	0,015	0,003	0,017	0,012
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,938	0,941	0,948	0,953	0,948	0,948	0,947	0,934	0,938	0,940
A$_h$	0,163	0,166	0,168	0,168	0,168	0,168	0,168	0,168	0,168	0,168
TC$_h^I$	0,024	0,025	0,021	0,020	0,024	0,022	0,028	0,032	0,040	0,026
TC$_h^S$	0,038	0,034	0,031	0,027	0,028	0,030	0,025	0,034	0,022	0,034
S$_h$	0,014	0,009	0,010	0,007	0,004	0,008	0,003	0,016	0,018	0,010
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,990	0,994	0,995	0,988	0,994	0,994	0,987	0,991	0,993	0,989
A$_h$	0,227	0,233	0,237	0,237	0,237	0,238	0,237	0,237	0,237	0,237
TC$_h^I$	0,002	0,002	0,001	0,001	0,003	0,000	0,002	0,001	0,001	0,002
TC$_h^S$	0,008	0,004	0,004	0,011	0,003	0,006	0,011	0,008	0,006	0,009
S$_h$	0,040	0,044	0,045	0,038	0,044	0,044	0,037	0,041	0,043	0,039
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,940	0,941	0,961	0,956	0,955	0,955	0,956	0,939	0,953	0,945
A$_h$	0,160	0,167	0,176	0,176	0,175	0,175	0,176	0,176	0,176	0,176
TC$_h^I$	0,022	0,024	0,017	0,018	0,021	0,017	0,023	0,029	0,029	0,020
TC$_h^S$	0,038	0,035	0,022	0,026	0,024	0,028	0,021	0,032	0,018	0,035
S$_h$	0,016	0,011	0,011	0,008	0,005	0,011	0,006	0,011	0,011	0,015
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,935	0,945	0,959	0,954	0,955	0,954	0,950	0,937	0,946	0,940
A$_h$	0,160	0,167	0,174	0,174	0,174	0,174	0,173	0,174	0,173	0,174
TC$_h^I$	0,025	0,019	0,018	0,020	0,022	0,018	0,027	0,029	0,035	0,025
TC$_h^S$	0,040	0,036	0,023	0,026	0,023	0,028	0,023	0,034	0,019	0,035
S$_h$	0,015	0,017	0,009	0,006	0,005	0,010	0,004	0,013	0,016	0,010
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,951	0,953	0,920	0,927	0,922	0,927	0,924	0,911	0,917	0,919
A$_h$	0,154	0,157	0,157	0,157	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158
TC$_h^I$	0,019	0,024	0,037	0,034	0,038	0,031	0,037	0,043	0,049	0,033
TC$_h^S$	0,030	0,023	0,043	0,039	0,040	0,042	0,039	0,046	0,034	0,048
S$_h$	0,011	0,003	0,030	0,023	0,028	0,023	0,026	0,039	0,033	0,031
					IP BCa					
TC$_h$	0,954	0,952	0,926	0,927	0,925	0,926	0,928	0,920	0,915	0,929
A$_h$	0,156	0,158	0,159	0,159	0,158	0,159	0,159	0,159	0,159	0,159
TC$_h^I$	0,022	0,031	0,039	0,041	0,043	0,035	0,039	0,045	0,058	0,036
TC$_h^S$	0,024	0,017	0,035	0,032	0,032	0,039	0,033	0,035	0,027	0,035
S$_h$	0,004	0,014	0,024	0,023	0,025	0,024	0,022	0,030	0,035	0,021
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,939	0,957	0,893	0,901	0,901	0,907	0,907	0,883	0,915	0,899
A$_h$	0,175	0,180	0,193	0,193	0,193	0,192	0,193	0,192	0,193	0,193
TC$_h^I$	0,004	0,002	0,019	0,013	0,021	0,011	0,015	0,021	0,016	0,014
TC$_h^S$	0,057	0,041	0,088	0,086	0,078	0,082	0,078	0,096	0,069	0,087
S$_h$	0,053	0,039	0,069	0,073	0,057	0,071	0,063	0,075	0,053	0,073
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,904	0,894	0,861	0,867	0,851	0,862	0,866	0,861	0,848	0,859
A$_h$	0,130	0,134	0,140	0,140	0,140	0,140	0,140	0,140	0,140	0,140
TC$_h^I$	0,051	0,066	0,070	0,074	0,084	0,076	0,072	0,075	0,090	0,066
TC$_h^S$	0,045	0,040	0,069	0,059	0,065	0,062	0,062	0,064	0,062	0,075
S$_h$	0,046	0,056	0,089	0,083	0,099	0,088	0,084	0,089	0,102	0,091

Tabela B.11 – Intervalos de predição para o cenário 4 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,896	0,923	0,835	0,883	0,847	0,878	0,875	0,872	0,861	0,856
A_h	0,127	0,129	0,130	0,130	0,130	0,130	0,130	0,130	0,130	0,130
TC_h^I	0,033	0,027	0,058	0,044	0,060	0,043	0,048	0,043	0,052	0,057
TC_h^S	0,071	0,050	0,107	0,073	0,093	0,079	0,077	0,085	0,087	0,087
S_h	0,054	0,027	0,115	0,067	0,103	0,072	0,075	0,078	0,089	0,094
					IP Qbeta					
TC_h	0,987	0,985	0,957	0,971	0,967	0,958	0,971	0,966	0,973	0,967
A_h	0,178	0,182	0,182	0,182	0,182	0,182	0,182	0,182	0,182	0,182
TC_h^I	0,005	0,009	0,018	0,014	0,018	0,015	0,012	0,015	0,012	0,021
TC_h^S	0,008	0,006	0,025	0,015	0,015	0,027	0,017	0,019	0,015	0,012
S_h	0,037	0,035	0,007	0,021	0,017	0,012	0,021	0,016	0,023	0,017
					IP percentil residual					
TC_h	0,944	0,954	0,935	0,952	0,946	0,944	0,953	0,944	0,952	0,949
A_h	0,162	0,164	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165
TC_h^I	0,026	0,021	0,029	0,019	0,027	0,022	0,023	0,027	0,024	0,025
TC_h^S	0,030	0,025	0,036	0,029	0,027	0,034	0,024	0,029	0,024	0,026
S_h	0,006	0,004	0,015	0,010	0,004	0,012	0,003	0,006	0,002	0,001
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,981	0,987	0,980	0,988	0,980	0,981	0,984	0,984	0,987	0,990
A_h	0,201	0,203	0,205	0,204	0,204	0,204	0,205	0,204	0,204	0,204
TC_h^I	0,006	0,004	0,008	0,003	0,010	0,005	0,004	0,004	0,004	0,006
TC_h^S	0,013	0,009	0,012	0,009	0,010	0,014	0,012	0,012	0,009	0,004
S_h	0,031	0,037	0,030	0,038	0,030	0,031	0,034	0,034	0,037	0,040
					IP percentil blocos					
TC_h	0,943	0,952	0,943	0,957	0,954	0,953	0,959	0,950	0,963	0,955
A_h	0,159	0,164	0,170	0,170	0,170	0,170	0,170	0,170	0,170	0,170
TC_h^I	0,025	0,020	0,026	0,019	0,024	0,019	0,018	0,023	0,019	0,025
TC_h^S	0,032	0,028	0,031	0,024	0,022	0,028	0,023	0,027	0,018	0,020
S_h	0,007	0,008	0,007	0,007	0,004	0,009	0,009	0,004	0,013	0,005
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,933	0,950	0,944	0,956	0,954	0,952	0,961	0,950	0,960	0,952
A_h	0,159	0,163	0,169	0,170	0,169	0,169	0,169	0,170	0,169	0,169
TC_h^I	0,029	0,020	0,025	0,020	0,024	0,019	0,017	0,023	0,022	0,025
TC_h^S	0,038	0,030	0,031	0,024	0,022	0,029	0,022	0,027	0,018	0,023
S_h	0,017	0,010	0,006	0,006	0,004	0,010	0,011	0,004	0,010	0,002
					IP percentil BCa					
TC_h	0,963	0,969	0,925	0,940	0,930	0,933	0,937	0,942	0,940	0,930
A_h	0,156	0,159	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160	0,160
TC_h^I	0,019	0,019	0,033	0,027	0,036	0,028	0,035	0,029	0,033	0,036
TC_h^S	0,018	0,012	0,042	0,033	0,034	0,039	0,028	0,029	0,027	0,034
S_h	0,013	0,019	0,025	0,010	0,020	0,017	0,013	0,008	0,010	0,020
					IP BCa					
TC_h	0,964	0,970	0,925	0,939	0,926	0,927	0,931	0,940	0,946	0,935
A_h	0,155	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158	0,158
TC_h^I	0,023	0,020	0,038	0,034	0,044	0,037	0,042	0,034	0,035	0,041
TC_h^S	0,013	0,010	0,037	0,027	0,030	0,036	0,027	0,026	0,019	0,024
S_h	0,014	0,020	0,025	0,011	0,024	0,023	0,019	0,010	0,016	0,017
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,951	0,957	0,856	0,891	0,881	0,891	0,903	0,880	0,878	0,895
A_h	0,164	0,166	0,174	0,175	0,174	0,172	0,172	0,172	0,175	0,171
TC_h^I	0,002	0,007	0,036	0,025	0,028	0,027	0,025	0,025	0,025	0,027
TC_h^S	0,047	0,036	0,108	0,084	0,091	0,082	0,072	0,095	0,097	0,078
S_h	0,045	0,029	0,094	0,059	0,069	0,059	0,047	0,070	0,072	0,055
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,933	0,931	0,866	0,870	0,860	0,867	0,868	0,872	0,872	0,855
A_h	0,136	0,140	0,142	0,141	0,141	0,142	0,142	0,142	0,141	0,142
TC_h^I	0,039	0,036	0,065	0,073	0,076	0,064	0,079	0,063	0,065	0,067
TC_h^S	0,028	0,033	0,069	0,057	0,064	0,069	0,053	0,065	0,063	0,078
S_h	0,017	0,019	0,084	0,080	0,090	0,083	0,082	0,078	0,078	0,095

Tabela B.12 – Intervalos de predição para o cenário 4 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,913	0,897	0,865	0,865	0,870	0,835	0,839	0,825	0,857	0,846
A_h	0,122	0,123	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125	0,125
TC_h^I	0,042	0,039	0,051	0,049	0,049	0,053	0,058	0,075	0,055	0,053
TC_h^S	0,045	0,064	0,084	0,086	0,081	0,112	0,103	0,100	0,088	0,101
S_h	0,037	0,053	0,085	0,085	0,080	0,115	0,111	0,125	0,093	0,104
					IP Qbeta					
TC_h	0,984	0,983	0,959	0,972	0,967	0,957	0,957	0,956	0,969	0,959
A_h	0,172	0,175	0,176	0,176	0,176	0,176	0,176	0,176	0,176	0,176
TC_h^I	0,010	0,011	0,022	0,013	0,014	0,018	0,017	0,023	0,016	0,018
TC_h^S	0,006	0,006	0,019	0,015	0,019	0,025	0,026	0,021	0,015	0,023
S_h	0,034	0,033	0,009	0,022	0,017	0,007	0,009	0,006	0,019	0,009
					IP percentil residual					
TC_h	0,952	0,951	0,950	0,952	0,957	0,937	0,942	0,939	0,949	0,948
A_h	0,162	0,163	0,163	0,164	0,164	0,163	0,164	0,164	0,164	0,163
TC_h^I	0,026	0,021	0,028	0,019	0,017	0,029	0,025	0,034	0,025	0,023
TC_h^S	0,022	0,028	0,022	0,029	0,026	0,034	0,033	0,027	0,026	0,029
S_h	0,004	0,007	0,006	0,010	0,009	0,013	0,008	0,011	0,001	0,006
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,977	0,974	0,972	0,980	0,975	0,971	0,973	0,970	0,983	0,972
A_h	0,185	0,186	0,187	0,187	0,187	0,186	0,186	0,187	0,186	0,186
TC_h^I	0,012	0,011	0,012	0,008	0,009	0,013	0,012	0,013	0,007	0,008
TC_h^S	0,011	0,015	0,016	0,012	0,016	0,016	0,015	0,017	0,010	0,020
S_h	0,027	0,024	0,022	0,030	0,025	0,021	0,023	0,020	0,033	0,022
					IP percentil blocos					
TC_h	0,946	0,939	0,951	0,959	0,953	0,939	0,949	0,942	0,952	0,948
A_h	0,156	0,159	0,166	0,166	0,166	0,166	0,166	0,165	0,166	0,166
TC_h^I	0,029	0,023	0,028	0,016	0,022	0,027	0,023	0,032	0,023	0,023
TC_h^S	0,025	0,038	0,021	0,025	0,025	0,034	0,028	0,026	0,025	0,029
S_h	0,004	0,015	0,007	0,009	0,003	0,011	0,005	0,008	0,002	0,006
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,943	0,942	0,951	0,955	0,960	0,941	0,950	0,939	0,955	0,947
A_h	0,156	0,159	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165	0,165
TC_h^I	0,030	0,024	0,028	0,017	0,018	0,027	0,022	0,031	0,022	0,025
TC_h^S	0,027	0,034	0,021	0,028	0,022	0,032	0,028	0,030	0,023	0,028
S_h	0,007	0,010	0,007	0,011	0,010	0,009	0,006	0,011	0,005	0,003
					IP percentil BCa					
TC_h	0,978	0,966	0,943	0,946	0,946	0,936	0,937	0,923	0,943	0,936
A_h	0,158	0,160	0,161	0,161	0,161	0,161	0,160	0,161	0,161	0,161
TC_h^I	0,016	0,020	0,028	0,020	0,023	0,027	0,030	0,036	0,028	0,027
TC_h^S	0,006	0,014	0,029	0,034	0,031	0,037	0,033	0,041	0,029	0,037
S_h	0,028	0,016	0,007	0,014	0,008	0,014	0,013	0,027	0,007	0,014
					IP BCa					
TC_h	0,970	0,967	0,942	0,952	0,945	0,938	0,935	0,923	0,947	0,933
A_h	0,156	0,158	0,159	0,159	0,159	0,159	0,159	0,159	0,159	0,159
TC_h^I	0,023	0,023	0,035	0,024	0,028	0,032	0,037	0,046	0,031	0,035
TC_h^S	0,007	0,010	0,023	0,024	0,027	0,030	0,028	0,031	0,022	0,032
S_h	0,020	0,017	0,012	0,002	0,005	0,012	0,015	0,027	0,009	0,017
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,969	0,938	0,878	0,872	0,873	0,857	0,870	0,861	0,876	0,869
A_h	0,156	0,157	0,161	0,164	0,162	0,162	0,160	0,162	0,161	0,161
TC_h^I	0,008	0,015	0,042	0,030	0,030	0,030	0,035	0,038	0,039	0,030
TC_h^S	0,023	0,047	0,080	0,098	0,097	0,113	0,095	0,101	0,085	0,101
S_h	0,019	0,032	0,072	0,078	0,077	0,093	0,080	0,089	0,074	0,081
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,950	0,928	0,850	0,868	0,872	0,868	0,863	0,855	0,846	0,874
A_h	0,138	0,140	0,142	0,140	0,141	0,141	0,141	0,141	0,141	0,141
TC_h^I	0,033	0,035	0,065	0,070	0,066	0,060	0,067	0,074	0,076	0,058
TC_h^S	0,017	0,037	0,085	0,062	0,062	0,072	0,070	0,071	0,078	0,068
S_h	0,016	0,022	0,100	0,082	0,078	0,082	0,087	0,095	0,104	0,076

Tabela B.13 – Intervalos de predição para o cenário 5 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,941	0,954	0,960	0,958	0,962	0,956	0,952	0,946	0,958	0,954
A$_h$	0,181	0,185	0,185	0,186	0,186	0,186	0,186	0,186	0,186	0,186
TC$_h^I$	0,030	0,026	0,018	0,027	0,019	0,023	0,021	0,029	0,026	0,025
TC$_h^S$	0,029	0,020	0,022	0,015	0,019	0,021	0,027	0,025	0,016	0,021
S$_h$	0,009	0,006	0,010	0,012	0,012	0,006	0,006	0,004	0,010	0,004
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,933	0,947	0,948	0,957	0,959	0,954	0,949	0,940	0,948	0,950
A$_h$	0,176	0,180	0,180	0,181	0,181	0,181	0,181	0,181	0,181	0,181
TC$_h^I$	0,032	0,031	0,024	0,027	0,019	0,023	0,021	0,032	0,028	0,026
TC$_h^S$	0,035	0,022	0,028	0,016	0,022	0,023	0,030	0,028	0,024	0,024
S$_h$	0,017	0,009	0,004	0,011	0,009	0,004	0,009	0,010	0,004	0,002
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,957	0,958	0,960	0,961	0,961	0,952	0,950	0,943	0,948	0,946
A$_h$	0,197	0,189	0,186	0,184	0,184	0,183	0,183	0,182	0,182	0,182
TC$_h^I$	0,020	0,023	0,018	0,024	0,018	0,024	0,021	0,030	0,030	0,030
TC$_h^S$	0,023	0,019	0,022	0,015	0,021	0,024	0,029	0,027	0,022	0,024
S$_h$	0,007	0,008	0,010	0,011	0,011	0,002	0,008	0,007	0,008	0,006
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,971	0,968	0,967	0,964	0,971	0,959	0,958	0,946	0,959	0,955
A$_h$	0,208	0,197	0,195	0,193	0,191	0,191	0,190	0,190	0,190	0,189
TC$_h^I$	0,013	0,016	0,019	0,023	0,013	0,021	0,018	0,027	0,025	0,024
TC$_h^S$	0,016	0,016	0,014	0,013	0,016	0,020	0,024	0,027	0,016	0,021
S$_h$	0,021	0,018	0,017	0,014	0,021	0,009	0,008	0,004	0,009	0,005
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,956	0,962	0,957	0,961	0,962	0,956	0,952	0,939	0,957	0,948
A$_h$	0,194	0,188	0,186	0,185	0,184	0,184	0,184	0,183	0,183	0,183
TC$_h^I$	0,021	0,021	0,021	0,024	0,019	0,024	0,020	0,033	0,024	0,027
TC$_h^S$	0,023	0,017	0,022	0,015	0,019	0,020	0,028	0,028	0,019	0,025
S$_h$	0,006	0,012	0,007	0,011	0,012	0,006	0,008	0,011	0,007	0,002
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,956	0,963	0,956	0,958	0,962	0,953	0,951	0,944	0,961	0,949
A$_h$	0,195	0,189	0,186	0,185	0,184	0,184	0,184	0,183	0,183	0,183
TC$_h^I$	0,020	0,022	0,024	0,026	0,018	0,026	0,021	0,029	0,023	0,027
TC$_h^S$	0,024	0,015	0,020	0,016	0,020	0,021	0,028	0,027	0,016	0,024
S$_h$	0,006	0,013	0,006	0,010	0,012	0,005	0,007	0,006	0,011	0,003
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,910	0,929	0,930	0,938	0,938	0,926	0,927	0,919	0,924	0,928
A$_h$	0,167	0,170	0,170	0,171	0,171	0,171	0,171	0,171	0,171	0,172
TC$_h^I$	0,039	0,036	0,031	0,041	0,033	0,036	0,030	0,040	0,035	0,036
TC$_h^S$	0,051	0,035	0,039	0,021	0,029	0,038	0,043	0,041	0,041	0,036
S$_h$	0,040	0,021	0,020	0,020	0,012	0,024	0,023	0,031	0,026	0,022
					IP BCa					
TC$_h$	0,911	0,931	0,932	0,937	0,947	0,926	0,930	0,919	0,927	0,923
A$_h$	0,168	0,172	0,172	0,172	0,173	0,172	0,173	0,172	0,172	0,173
TC$_h^I$	0,040	0,036	0,032	0,039	0,024	0,035	0,029	0,040	0,031	0,037
TC$_h^S$	0,049	0,033	0,036	0,024	0,029	0,039	0,041	0,041	0,042	0,040
S$_h$	0,039	0,019	0,018	0,015	0,005	0,024	0,020	0,031	0,023	0,027
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,953	0,952	0,954	0,962	0,964	0,946	0,940	0,940	0,956	0,943
A$_h$	0,200	0,191	0,188	0,186	0,185	0,184	0,184	0,183	0,184	0,183
TC$_h^I$	0,018	0,028	0,023	0,024	0,020	0,032	0,028	0,031	0,028	0,031
TC$_h^S$	0,029	0,020	0,023	0,014	0,016	0,022	0,032	0,029	0,016	0,026
S$_h$	0,011	0,008	0,004	0,012	0,014	0,010	0,010	0,010	0,012	0,007
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,954	0,956	0,954	0,956	0,959	0,948	0,951	0,937	0,939	0,941
A$_h$	0,199	0,190	0,187	0,185	0,184	0,183	0,183	0,183	0,183	0,182
TC$_h^I$	0,027	0,023	0,025	0,034	0,023	0,027	0,022	0,036	0,029	0,031
TC$_h^S$	0,019	0,021	0,021	0,010	0,018	0,025	0,027	0,027	0,032	0,028
S$_h$	0,008	0,006	0,004	0,024	0,009	0,002	0,005	0,013	0,011	0,009

Tabela B.14 – Intervalos de predição para o cenário 5 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,957	0,948	0,957	0,956	0,938	0,962	0,956	0,947	0,959	0,952
A_h	0,182	0,184	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185
TC_h^I	0,029	0,025	0,025	0,026	0,035	0,017	0,022	0,029	0,022	0,032
TC_h^S	0,014	0,027	0,018	0,018	0,027	0,021	0,022	0,024	0,019	0,016
S_h	0,015	0,002	0,007	0,008	0,012	0,012	0,006	0,005	0,009	0,016
					IP Qbeta					
TC_h	0,947	0,941	0,951	0,949	0,931	0,957	0,950	0,943	0,952	0,944
A_h	0,177	0,179	0,179	0,180	0,180	0,180	0,180	0,180	0,180	0,180
TC_h^I	0,036	0,028	0,027	0,027	0,039	0,020	0,025	0,032	0,025	0,033
TC_h^S	0,017	0,031	0,022	0,024	0,030	0,023	0,025	0,025	0,023	0,023
S_h	0,019	0,009	0,005	0,003	0,019	0,007	0,000	0,007	0,002	0,010
					IP percentil residual					
TC_h	0,967	0,952	0,959	0,955	0,932	0,960	0,954	0,942	0,949	0,948
A_h	0,198	0,189	0,185	0,183	0,182	0,181	0,181	0,181	0,180	0,180
TC_h^I	0,024	0,022	0,023	0,024	0,036	0,018	0,022	0,031	0,028	0,033
TC_h^S	0,009	0,026	0,018	0,021	0,032	0,022	0,024	0,027	0,023	0,019
S_h	0,017	0,004	0,009	0,005	0,018	0,010	0,004	0,008	0,005	0,014
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,974	0,955	0,960	0,957	0,936	0,959	0,954	0,950	0,954	0,951
A_h	0,205	0,193	0,190	0,188	0,186	0,186	0,185	0,185	0,184	0,184
TC_h^I	0,019	0,022	0,024	0,023	0,033	0,020	0,023	0,026	0,026	0,032
TC_h^S	0,007	0,023	0,016	0,020	0,031	0,021	0,023	0,024	0,020	0,017
S_h	0,024	0,005	0,010	0,007	0,014	0,009	0,004	0,002	0,006	0,015
					IP percentil blocos					
TC_h	0,968	0,949	0,957	0,955	0,930	0,957	0,952	0,941	0,948	0,944
A_h	0,195	0,187	0,184	0,183	0,182	0,181	0,181	0,181	0,180	0,181
TC_h^I	0,023	0,025	0,025	0,025	0,040	0,019	0,023	0,033	0,026	0,036
TC_h^S	0,009	0,026	0,018	0,020	0,030	0,024	0,025	0,026	0,026	0,020
S_h	0,018	0,001	0,007	0,005	0,020	0,007	0,002	0,009	0,002	0,016
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,970	0,953	0,959	0,959	0,932	0,961	0,946	0,939	0,949	0,944
A_h	0,195	0,188	0,184	0,183	0,182	0,181	0,181	0,181	0,180	0,180
TC_h^I	0,021	0,022	0,022	0,024	0,038	0,019	0,028	0,035	0,023	0,035
TC_h^S	0,009	0,025	0,019	0,017	0,030	0,020	0,026	0,026	0,028	0,021
S_h	0,020	0,003	0,009	0,009	0,018	0,011	0,004	0,011	0,005	0,014
					IP percentil BCa					
TC_h	0,932	0,933	0,943	0,940	0,924	0,943	0,939	0,937	0,942	0,941
A_h	0,173	0,174	0,175	0,175	0,175	0,176	0,175	0,175	0,176	0,176
TC_h^I	0,043	0,034	0,033	0,032	0,041	0,025	0,034	0,031	0,028	0,036
TC_h^S	0,025	0,033	0,024	0,028	0,035	0,032	0,027	0,032	0,030	0,023
S_h	0,018	0,017	0,009	0,010	0,026	0,007	0,011	0,013	0,008	0,013
					IP BCa					
TC_h	0,933	0,935	0,943	0,943	0,921	0,945	0,940	0,937	0,937	0,939
A_h	0,173	0,175	0,175	0,175	0,176	0,176	0,175	0,176	0,176	0,176
TC_h^I	0,042	0,032	0,033	0,029	0,044	0,022	0,032	0,031	0,028	0,034
TC_h^S	0,025	0,033	0,024	0,028	0,035	0,033	0,028	0,032	0,035	0,027
S_h	0,017	0,015	0,009	0,007	0,029	0,011	0,010	0,013	0,013	0,011
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,968	0,951	0,956	0,949	0,932	0,953	0,949	0,936	0,945	0,935
A_h	0,200	0,189	0,185	0,183	0,182	0,181	0,181	0,180	0,180	0,180
TC_h^I	0,020	0,025	0,026	0,029	0,037	0,023	0,027	0,037	0,031	0,041
TC_h^S	0,012	0,024	0,018	0,022	0,031	0,024	0,024	0,027	0,024	0,024
S_h	0,018	0,001	0,008	0,007	0,018	0,003	0,003	0,014	0,007	0,017
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC_h	0,964	0,950	0,952	0,946	0,926	0,954	0,941	0,939	0,943	0,941
A_h	0,198	0,188	0,184	0,182	0,181	0,180	0,180	0,180	0,179	0,179
TC_h^I	0,025	0,024	0,030	0,029	0,043	0,022	0,031	0,032	0,027	0,037
TC_h^S	0,011	0,026	0,018	0,025	0,031	0,024	0,028	0,029	0,030	0,022
S_h	0,014	0,002	0,012	0,004	0,024	0,004	0,009	0,011	0,007	0,015

Tabela B.15 – Intervalos de predição para o cenário 5 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,956	0,951	0,957	0,961	0,956	0,955	0,950	0,952	0,968	0,965
A$_h$	0,183	0,184	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185	0,185
TC$_h^I$	0,028	0,033	0,023	0,019	0,027	0,023	0,028	0,033	0,016	0,015
TC$_h^S$	0,016	0,016	0,020	0,020	0,017	0,022	0,022	0,015	0,016	0,020
S$_h$	0,012	0,017	0,007	0,011	0,010	0,005	0,006	0,018	0,018	0,015
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,948	0,947	0,950	0,952	0,950	0,948	0,941	0,947	0,962	0,960
A$_h$	0,178	0,179	0,179	0,179	0,180	0,180	0,180	0,180	0,180	0,180
TC$_h^I$	0,030	0,034	0,026	0,023	0,030	0,025	0,029	0,036	0,019	0,017
TC$_h^S$	0,022	0,019	0,024	0,025	0,020	0,027	0,030	0,017	0,019	0,023
S$_h$	0,008	0,015	0,002	0,002	0,010	0,002	0,009	0,019	0,012	0,010
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,972	0,956	0,957	0,956	0,948	0,948	0,945	0,948	0,964	0,956
A$_h$	0,199	0,189	0,185	0,183	0,182	0,181	0,181	0,180	0,180	0,180
TC$_h^I$	0,016	0,028	0,021	0,020	0,030	0,025	0,029	0,036	0,017	0,019
TC$_h^S$	0,012	0,016	0,022	0,024	0,022	0,027	0,026	0,016	0,019	0,025
S$_h$	0,022	0,012	0,007	0,006	0,008	0,002	0,005	0,020	0,014	0,006
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,971	0,959	0,965	0,959	0,956	0,950	0,949	0,955	0,966	0,962
A$_h$	0,204	0,192	0,189	0,186	0,185	0,184	0,184	0,183	0,183	0,182
TC$_h^I$	0,017	0,026	0,019	0,017	0,027	0,026	0,030	0,029	0,018	0,016
TC$_h^S$	0,012	0,015	0,016	0,024	0,017	0,024	0,021	0,016	0,016	0,022
S$_h$	0,021	0,011	0,015	0,009	0,010	0,002	0,009	0,013	0,016	0,012
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,971	0,954	0,958	0,957	0,952	0,949	0,945	0,947	0,964	0,958
A$_h$	0,196	0,187	0,184	0,182	0,181	0,181	0,180	0,180	0,180	0,180
TC$_h^I$	0,016	0,029	0,020	0,021	0,028	0,026	0,028	0,036	0,016	0,017
TC$_h^S$	0,013	0,017	0,022	0,022	0,020	0,025	0,027	0,017	0,020	0,025
S$_h$	0,021	0,012	0,008	0,007	0,008	0,001	0,005	0,019	0,014	0,008
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,969	0,955	0,955	0,954	0,953	0,946	0,940	0,950	0,962	0,962
A$_h$	0,196	0,187	0,184	0,182	0,181	0,181	0,180	0,180	0,180	0,180
TC$_h^I$	0,019	0,029	0,022	0,023	0,029	0,028	0,030	0,032	0,019	0,016
TC$_h^S$	0,012	0,016	0,023	0,023	0,018	0,026	0,030	0,018	0,019	0,022
S$_h$	0,019	0,013	0,005	0,004	0,011	0,004	0,010	0,014	0,012	0,012
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,936	0,939	0,943	0,945	0,940	0,939	0,928	0,947	0,958	0,959
A$_h$	0,175	0,176	0,177	0,176	0,177	0,176	0,176	0,177	0,176	0,177
TC$_h^I$	0,036	0,038	0,026	0,027	0,034	0,030	0,034	0,033	0,021	0,018
TC$_h^S$	0,028	0,023	0,031	0,028	0,026	0,031	0,038	0,020	0,021	0,023
S$_h$	0,014	0,015	0,007	0,005	0,010	0,011	0,022	0,013	0,008	0,009
					IP BCa					
TC$_h$	0,936	0,939	0,943	0,945	0,940	0,939	0,928	0,947	0,958	0,959
A$_h$	0,175	0,176	0,177	0,176	0,177	0,176	0,176	0,177	0,176	0,177
TC$_h^I$	0,036	0,038	0,026	0,027	0,034	0,030	0,034	0,033	0,021	0,018
TC$_h^S$	0,028	0,023	0,031	0,028	0,026	0,031	0,038	0,020	0,021	0,023
S$_h$	0,014	0,015	0,007	0,005	0,010	0,011	0,022	0,013	0,008	0,009
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,971	0,954	0,952	0,948	0,945	0,945	0,944	0,944	0,955	0,955
A$_h$	0,201	0,189	0,185	0,183	0,182	0,181	0,180	0,180	0,180	0,180
TC$_h^I$	0,019	0,030	0,025	0,028	0,036	0,028	0,030	0,039	0,021	0,020
TC$_h^S$	0,010	0,016	0,023	0,024	0,019	0,027	0,026	0,017	0,024	0,025
S$_h$	0,021	0,014	0,002	0,004	0,017	0,005	0,006	0,022	0,005	0,005
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h}, \widehat{y}^b_n(h))$					
TC$_h$	0,964	0,957	0,954	0,950	0,945	0,953	0,943	0,946	0,959	0,955
A$_h$	0,199	0,188	0,184	0,182	0,181	0,180	0,179	0,179	0,179	0,179
TC$_h^I$	0,022	0,029	0,024	0,023	0,033	0,023	0,028	0,036	0,022	0,017
TC$_h^S$	0,014	0,014	0,022	0,027	0,022	0,024	0,029	0,018	0,019	0,028
S$_h$	0,014	0,015	0,004	0,004	0,011	0,003	0,007	0,018	0,009	0,011

Tabela B.16 – Intervalos de predição para o cenário 6 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 50$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC_h	0,465	0,514	0,483	0,466	0,492	0,490	0,495	0,492	0,459	0,485
A_h	0,032	0,032	0,032	0,032	0,032	0,032	0,032	0,031	0,031	0,031
TC_h^I	0,218	0,222	0,235	0,251	0,217	0,240	0,239	0,235	0,259	0,261
TC_h^S	0,317	0,264	0,282	0,283	0,291	0,270	0,266	0,273	0,282	0,254
S_h	0,485	0,436	0,467	0,484	0,458	0,460	0,455	0,458	0,491	0,465
					IP Qbeta					
TC_h	0,958	0,965	0,967	0,961	0,974	0,973	0,966	0,967	0,975	0,974
A_h	0,101	0,104	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105	0,105
TC_h^I	0,020	0,025	0,021	0,026	0,014	0,016	0,021	0,017	0,017	0,018
TC_h^S	0,022	0,010	0,012	0,013	0,012	0,011	0,013	0,016	0,008	0,008
S_h	0,008	0,015	0,017	0,013	0,024	0,023	0,016	0,017	0,025	0,024
					IP percentil residual					
TC_h	0,966	0,959	0,957	0,953	0,969	0,959	0,944	0,950	0,963	0,956
A_h	0,108	0,102	0,101	0,099	0,100	0,099	0,099	0,099	0,099	0,099
TC_h^I	0,024	0,026	0,026	0,029	0,010	0,016	0,030	0,020	0,016	0,022
TC_h^S	0,010	0,015	0,017	0,018	0,021	0,025	0,026	0,030	0,021	0,022
S_h	0,016	0,011	0,009	0,011	0,019	0,009	0,006	0,010	0,013	0,006
					IP percentil paramétrico					
TC_h	0,981	0,970	0,977	0,973	0,978	0,975	0,971	0,971	0,975	0,982
A_h	0,147	0,135	0,128	0,126	0,121	0,121	0,119	0,119	0,118	0,118
TC_h^I	0,000	0,000	0,007	0,005	0,002	0,004	0,011	0,006	0,008	0,004
TC_h^S	0,019	0,030	0,016	0,022	0,020	0,021	0,018	0,023	0,017	0,014
S_h	0,031	0,030	0,027	0,023	0,028	0,025	0,021	0,021	0,025	0,032
					IP percentil blocos					
TC_h	0,974	0,975	0,976	0,973	0,976	0,977	0,967	0,970	0,974	0,975
A_h	0,125	0,116	0,117	0,115	0,116	0,114	0,116	0,115	0,115	0,114
TC_h^I	0,009	0,013	0,007	0,012	0,003	0,005	0,007	0,005	0,008	0,008
TC_h^S	0,017	0,012	0,017	0,015	0,021	0,018	0,026	0,025	0,018	0,017
S_h	0,024	0,025	0,026	0,023	0,026	0,027	0,019	0,020	0,024	0,025
					IP percentil blocos cíclicos					
TC_h	0,982	0,983	0,973	0,975	0,976	0,973	0,970	0,975	0,969	0,970
A_h	0,127	0,119	0,119	0,116	0,117	0,115	0,116	0,115	0,116	0,115
TC_h^I	0,006	0,006	0,008	0,010	0,003	0,006	0,008	0,005	0,009	0,010
TC_h^S	0,012	0,011	0,019	0,015	0,021	0,021	0,022	0,020	0,022	0,020
S_h	0,032	0,033	0,023	0,025	0,026	0,023	0,020	0,025	0,019	0,020
					IP percentil BCa					
TC_h	0,916	0,925	0,933	0,918	0,937	0,929	0,919	0,913	0,930	0,922
A_h	0,086	0,089	0,090	0,090	0,091	0,090	0,090	0,090	0,090	0,090
TC_h^I	0,040	0,049	0,046	0,054	0,035	0,039	0,051	0,052	0,046	0,052
TC_h^S	0,044	0,026	0,021	0,028	0,028	0,032	0,030	0,035	0,024	0,026
S_h	0,034	0,025	0,025	0,032	0,013	0,021	0,031	0,037	0,022	0,028
					IP BCa					
TC_h	0,909	0,919	0,917	0,906	0,933	0,929	0,909	0,910	0,918	0,902
A_h	0,084	0,086	0,086	0,086	0,086	0,086	0,086	0,086	0,086	0,086
TC_h^I	0,061	0,064	0,070	0,075	0,056	0,056	0,070	0,064	0,069	0,078
TC_h^S	0,030	0,017	0,013	0,019	0,011	0,015	0,021	0,026	0,013	0,020
S_h	0,041	0,047	0,057	0,056	0,045	0,041	0,049	0,040	0,056	0,058
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,966	0,942	0,943	0,940	0,925	0,924	0,925	0,922	0,931	0,917
A_h	0,118	0,126	0,128	0,134	0,135	0,138	0,136	0,139	0,134	0,136
TC_h^I	0,012	0,006	0,010	0,004	0,005	0,004	0,003	0,002	0,008	0,006
TC_h^S	0,022	0,052	0,047	0,056	0,070	0,072	0,072	0,076	0,061	0,077
S_h	0,016	0,046	0,037	0,052	0,065	0,068	0,069	0,074	0,053	0,071
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y^b_{n+h},\widehat{y}^b_n(h))$					
TC_h	0,907	0,925	0,931	0,930	0,943	0,936	0,938	0,929	0,940	0,930
A_h	0,136	0,098	0,102	0,094	0,096	0,093	0,095	0,092	0,094	0,092
TC_h^I	0,004	0,029	0,031	0,037	0,026	0,042	0,037	0,044	0,030	0,048
TC_h^S	0,089	0,046	0,038	0,033	0,031	0,022	0,025	0,027	0,030	0,022
S_h	0,085	0,025	0,019	0,020	0,007	0,020	0,012	0,021	0,010	0,026

Tabela B.17 – Intervalos de predição para o cenário 6 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 100$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
					IP BJ					
TC$_h$	0,479	0,483	0,475	0,476	0,454	0,461	0,458	0,465	0,472	0,470
A$_h$	0,031	0,031	0,031	0,031	0,031	0,030	0,030	0,030	0,030	0,030
TC$_h^I$	0,211	0,233	0,250	0,245	0,263	0,275	0,255	0,272	0,268	0,265
TC$_h^S$	0,310	0,284	0,275	0,279	0,283	0,264	0,287	0,263	0,260	0,265
S$_h$	0,471	0,467	0,475	0,474	0,496	0,489	0,492	0,485	0,478	0,480
					IP Qbeta					
TC$_h$	0,966	0,966	0,966	0,955	0,973	0,961	0,969	0,967	0,961	0,962
A$_h$	0,098	0,101	0,101	0,102	0,102	0,102	0,102	0,102	0,102	0,101
TC$_h^I$	0,014	0,020	0,018	0,028	0,019	0,028	0,025	0,023	0,024	0,023
TC$_h^S$	0,020	0,014	0,016	0,017	0,008	0,011	0,006	0,010	0,015	0,015
S$_h$	0,016	0,016	0,016	0,011	0,023	0,017	0,019	0,017	0,011	0,012
					IP percentil residual					
TC$_h$	0,983	0,962	0,956	0,947	0,965	0,953	0,956	0,957	0,944	0,952
A$_h$	0,108	0,101	0,100	0,098	0,098	0,097	0,097	0,097	0,097	0,096
TC$_h^I$	0,012	0,021	0,023	0,027	0,021	0,029	0,027	0,020	0,028	0,023
TC$_h^S$	0,005	0,017	0,021	0,026	0,014	0,018	0,017	0,023	0,028	0,025
S$_h$	0,033	0,012	0,006	0,003	0,015	0,011	0,010	0,007	0,006	0,002
					IP percentil paramétrico					
TC$_h$	0,978	0,957	0,966	0,967	0,977	0,970	0,979	0,975	0,968	0,967
A$_h$	0,145	0,130	0,122	0,119	0,116	0,114	0,112	0,112	0,111	0,111
TC$_h^I$	0,001	0,003	0,006	0,007	0,004	0,013	0,012	0,006	0,010	0,011
TC$_h^S$	0,021	0,040	0,028	0,026	0,019	0,017	0,009	0,019	0,022	0,022
S$_h$	0,028	0,037	0,022	0,019	0,027	0,020	0,029	0,025	0,018	0,017
					IP percentil blocos					
TC$_h$	0,981	0,967	0,967	0,963	0,971	0,963	0,972	0,966	0,958	0,958
A$_h$	0,114	0,107	0,108	0,106	0,106	0,105	0,106	0,105	0,105	0,105
TC$_h^I$	0,009	0,014	0,011	0,015	0,012	0,020	0,017	0,012	0,013	0,016
TC$_h^S$	0,010	0,019	0,022	0,022	0,017	0,017	0,011	0,022	0,029	0,026
S$_h$	0,031	0,017	0,017	0,013	0,021	0,013	0,022	0,016	0,016	0,010
					IP percentil blocos cíclicos					
TC$_h$	0,987	0,970	0,968	0,960	0,973	0,964	0,977	0,966	0,956	0,960
A$_h$	0,116	0,109	0,108	0,106	0,106	0,106	0,106	0,105	0,105	0,105
TC$_h^I$	0,005	0,013	0,011	0,017	0,009	0,019	0,014	0,013	0,015	0,013
TC$_h^S$	0,008	0,017	0,021	0,023	0,018	0,017	0,009	0,021	0,029	0,027
S$_h$	0,037	0,020	0,018	0,010	0,023	0,014	0,027	0,016	0,014	0,014
					IP percentil BCa					
TC$_h$	0,941	0,942	0,937	0,927	0,935	0,938	0,948	0,944	0,927	0,944
A$_h$	0,087	0,090	0,090	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091
TC$_h^I$	0,029	0,036	0,036	0,043	0,043	0,043	0,040	0,037	0,047	0,036
TC$_h^S$	0,030	0,022	0,027	0,030	0,022	0,019	0,012	0,019	0,026	0,020
S$_h$	0,009	0,014	0,013	0,023	0,021	0,024	0,028	0,018	0,023	0,016
					IP BCa					
TC$_h$	0,945	0,931	0,926	0,921	0,919	0,918	0,936	0,930	0,919	0,937
A$_h$	0,084	0,086	0,086	0,086	0,086	0,087	0,087	0,086	0,086	0,087
TC$_h^I$	0,037	0,055	0,055	0,060	0,071	0,070	0,058	0,057	0,065	0,053
TC$_h^S$	0,018	0,014	0,019	0,019	0,010	0,012	0,006	0,013	0,016	0,010
S$_h$	0,019	0,041	0,036	0,041	0,061	0,058	0,052	0,044	0,049	0,043
					IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,974	0,941	0,937	0,904	0,919	0,935	0,922	0,921	0,911	0,919
A$_h$	0,116	0,121	0,125	0,129	0,129	0,130	0,130	0,131	0,128	0,129
TC$_h^I$	0,006	0,007	0,007	0,008	0,007	0,004	0,010	0,004	0,005	0,003
TC$_h^S$	0,020	0,052	0,056	0,088	0,074	0,061	0,068	0,075	0,084	0,078
S$_h$	0,024	0,045	0,049	0,080	0,067	0,057	0,058	0,071	0,079	0,075
					IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$					
TC$_h$	0,917	0,918	0,934	0,932	0,929	0,921	0,933	0,931	0,920	0,926
A$_h$	0,127	0,093	0,096	0,090	0,091	0,089	0,090	0,089	0,090	0,089
TC$_h^I$	0,003	0,030	0,028	0,039	0,043	0,050	0,046	0,048	0,044	0,045
TC$_h^S$	0,080	0,052	0,038	0,029	0,028	0,029	0,021	0,021	0,036	0,029
S$_h$	0,077	0,032	0,016	0,018	0,021	0,029	0,025	0,027	0,030	0,024

Tabela B.18 – Intervalos de predição para o cenário 6 considerando $\alpha = 0{,}05$ e $n = 200$.

h	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IP BJ										
TC_h	0,465	0,460	0,482	0,480	0,449	0,452	0,435	0,463	0,454	0,461
A_h	0,030	0,030	0,030	0,030	0,030	0,030	0,030	0,030	0,030	0,029
TC_h^I	0,227	0,258	0,223	0,246	0,236	0,251	0,291	0,280	0,270	0,261
TC_h^S	0,308	0,282	0,295	0,274	0,315	0,297	0,274	0,257	0,276	0,278
S_h	0,485	0,490	0,468	0,470	0,501	0,498	0,515	0,487	0,496	0,489
IP Qbeta										
TC_h	0,962	0,960	0,966	0,974	0,964	0,967	0,954	0,971	0,954	0,971
A_h	0,096	0,099	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,099	0,099	0,099
TC_h^I	0,023	0,028	0,019	0,018	0,022	0,023	0,027	0,018	0,031	0,020
TC_h^S	0,015	0,012	0,015	0,008	0,014	0,010	0,019	0,011	0,015	0,009
S_h	0,012	0,016	0,016	0,024	0,014	0,017	0,008	0,021	0,016	0,021
IP percentil residual										
TC_h	0,974	0,964	0,960	0,954	0,955	0,951	0,941	0,951	0,939	0,962
A_h	0,107	0,100	0,099	0,097	0,097	0,096	0,096	0,096	0,096	0,095
TC_h^I	0,019	0,023	0,018	0,022	0,024	0,026	0,031	0,024	0,031	0,020
TC_h^S	0,007	0,013	0,022	0,024	0,021	0,023	0,028	0,025	0,030	0,018
S_h	0,024	0,014	0,010	0,004	0,005	0,003	0,009	0,001	0,011	0,012
IP percentil paramétrico										
TC_h	0,964	0,959	0,964	0,961	0,965	0,971	0,952	0,972	0,958	0,974
A_h	0,143	0,127	0,119	0,115	0,112	0,111	0,109	0,108	0,107	0,107
TC_h^I	0,002	0,005	0,002	0,011	0,009	0,009	0,017	0,007	0,014	0,009
TC_h^S	0,034	0,036	0,034	0,028	0,026	0,020	0,031	0,021	0,028	0,017
S_h	0,032	0,031	0,032	0,017	0,017	0,021	0,014	0,022	0,014	0,024
IP percentil blocos										
TC_h	0,977	0,963	0,971	0,961	0,962	0,964	0,945	0,962	0,949	0,971
A_h	0,108	0,102	0,102	0,100	0,101	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
TC_h^I	0,014	0,023	0,011	0,019	0,017	0,017	0,023	0,015	0,024	0,013
TC_h^S	0,009	0,014	0,018	0,020	0,021	0,019	0,032	0,023	0,027	0,016
S_h	0,027	0,013	0,021	0,011	0,012	0,014	0,009	0,012	0,003	0,021
IP percentil blocos cíclicos										
TC_h	0,973	0,963	0,969	0,965	0,961	0,963	0,947	0,961	0,950	0,967
A_h	0,108	0,103	0,102	0,101	0,101	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
TC_h^I	0,017	0,022	0,012	0,017	0,016	0,018	0,024	0,017	0,021	0,014
TC_h^S	0,010	0,015	0,019	0,018	0,023	0,019	0,029	0,022	0,029	0,019
S_h	0,023	0,013	0,019	0,015	0,011	0,013	0,005	0,011	0,008	0,017
IP percentil BCa										
TC_h	0,945	0,941	0,948	0,944	0,948	0,944	0,925	0,946	0,929	0,953
A_h	0,088	0,090	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091
TC_h^I	0,032	0,041	0,029	0,032	0,030	0,039	0,046	0,036	0,045	0,034
TC_h^S	0,023	0,018	0,023	0,024	0,022	0,017	0,029	0,018	0,026	0,013
S_h	0,009	0,023	0,006	0,008	0,008	0,022	0,025	0,018	0,021	0,021
IP BCa										
TC_h	0,930	0,934	0,943	0,937	0,941	0,920	0,921	0,938	0,918	0,943
A_h	0,084	0,086	0,087	0,087	0,087	0,087	0,087	0,087	0,087	0,087
TC_h^I	0,057	0,056	0,043	0,050	0,047	0,067	0,063	0,052	0,064	0,051
TC_h^S	0,013	0,010	0,014	0,013	0,012	0,013	0,016	0,010	0,018	0,006
S_h	0,044	0,046	0,029	0,037	0,035	0,054	0,047	0,042	0,046	0,045
IP EPB $\mathcal{R}_1(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$										
TC_h	0,967	0,948	0,936	0,916	0,911	0,915	0,906	0,925	0,911	0,930
A_h	0,111	0,115	0,118	0,123	0,122	0,123	0,122	0,122	0,121	0,122
TC_h^I	0,014	0,008	0,006	0,007	0,009	0,006	0,009	0,011	0,012	0,007
TC_h^S	0,019	0,044	0,058	0,077	0,080	0,079	0,085	0,064	0,077	0,063
S_h	0,017	0,036	0,052	0,070	0,071	0,073	0,076	0,053	0,065	0,056
IP EPB $\mathcal{R}_2(y_{n+h}^b, \widehat{y}_n^b(h))$										
TC_h	0,921	0,918	0,933	0,917	0,932	0,923	0,894	0,924	0,908	0,931
A_h	0,122	0,091	0,094	0,088	0,089	0,087	0,088	0,087	0,088	0,087
TC_h^I	0,003	0,029	0,014	0,040	0,033	0,051	0,062	0,049	0,052	0,043
TC_h^S	0,076	0,053	0,053	0,043	0,035	0,026	0,044	0,027	0,040	0,026
S_h	0,073	0,032	0,039	0,033	0,018	0,027	0,056	0,026	0,042	0,019