

## Análise e previsão térmica em bloco de contraforte de Itaipu via modelo autorregressivo

## Thermal analysis and forecasting in Itaipu's buttress block via autoregressive model

### RESUMO

**Jeiciane de Souza Paula**  
[jeiciane@alunos.utfpr.edu.br](mailto:jeiciane@alunos.utfpr.edu.br)  
Universidade Federal do Paraná,  
Medianeira, Paraná, Brasil

**Samuel Bellido Rodrigues**  
[samuelb@utfpr.edu.br](mailto:samuelb@utfpr.edu.br)  
Universidade Federal do Paraná,  
Medianeira, Paraná, Brasil

**David Silva Marques de Souza**  
[davids@alunos.utfpr.edu.br](mailto:davids@alunos.utfpr.edu.br)  
Universidade Federal do Paraná,  
Medianeira, Paraná, Brasil

**Tássia Hickmann**  
[hickmann@utfpr.edu.br](mailto:hickmann@utfpr.edu.br)  
Universidade Federal do Paraná,  
Medianeira, Paraná, Brasil

**Jairo Marlon Corrêa**  
[jairocorrea@utfpr.edu.br](mailto:jairocorrea@utfpr.edu.br)  
Universidade Federal do Paraná,  
Medianeira, Paraná, Brasil

O trabalho realiza a análise e previsão térmica aferidos por termômetros externo e interno ao bloco de contraforte A7 da Usina Hidrelétrica de ITAIPU, os dados fora ajustados via modelos ARIMA(p,q,d)(P,D,Q), automaticamente selecionados mediante algoritmo de programação, implementado com o uso da linguagem R de programação estatística. As séries de temperatura fora divididas entre conjunto de treinamento e teste para períodos mensais entre jan-2012 a dez-2018 e jan-2019 a dez-2019, respectivamente. Durante análise prévia, observou-se a similaridade entres das temperaturas médias mensais, considerando a localização dos instrumentos no bloco. Em resposta a modelagem, nota-se, um super ajuste a série de treino do termômetro TS-A-001, induzindo a um erro percentual absoluto médio – MAPE de 5,15%, na previsão, quando comparado os dados reais. Para o termômetro TI-A-00, obteve-se um erro de previsão MAPE de 1,15% em relação aos dados reais.

**PALAVRAS-CHAVE:** Temperatura. Modelagem. ARIMA.

### ABSTRACT

The work carries out the thermal analysis and forecast measured by external and internal thermometers to the A7 buttress block of the ITAIPU Hydroelectric Power Plant, the data were adjusted via ARIMA models (p, q, d) (P, D, Q), automatically selected by means of programming algorithm, implemented using the R language of statistical programming. The temperature series were divided between training and test sets for monthly periods between Jan-2012 to Dec-2018 and Jan-2019 to Dec-2019, respectively. During previous analysis, the similarity between the average monthly temperatures was observed, considering the location of the instruments in the block. In response to the modeling, it is noted that the TS-A-001 thermometer training series is over-adjusted, inducing an average absolute percentage error - MAPE of 5.15%, in the forecast, when compared to the actual data. For the TI-A-00 thermometer, a MAPE forecast error of 1.15% was obtained in relation to the actual data.

**KEYWORDS:** Temperature. modeling. ARIMA.

**Recebido:** 19 ago. 2020.

**Aprovado:** 01 out. 2020.

**Direito autoral:** Este trabalho está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.



## INTRODUÇÃO

A Usina Hidrelétrica de Itaipu, criada mediante um acordo entre Brasil e Paraguai, atualmente, é considerada uma das maiores estruturas ativa de geração de energia hidráulica, orientada pelos chamados blocos instrumentados, em virtude dos instrumentos capazes de aferir fenômenos inerentes ao concreto, muitos destes relacionado a temperatura (RIBEIRO, 2019, p.20).

De compleição intensiva, a temperatura é uma grandeza, ponderada por suas implicações nos corpos físicos. ARACAYO (2016, p.18), afirma que, os efeitos de condução, radiação e convecção posteriormente aos anos iniciais da estrutura, podem influenciar a temperatura do concreto, contribuindo parcialmente com a deformação da barragem ao longo do tempo.

Nas barragens em fase de operação, as temperaturas e outros eventos naturais, que sucedem no interior delas, são monitorados periodicamente, a fim de garantir a segurança, como estabelecido pela Política Nacional de Segurança de Barragens (PNSB). As previsões de tais eventos, auxiliam na tomada de decisões preventiva e são utilizados em outros estudos, por exemplo, avaliação da variação térmica sazonal em barragem de contrafortes (HICKMANN, 2016, p.3).

De acordo com Hyndman e Athanasopoulos (2018, p.1), a previsão é um importante passo para um planejamento eficaz e eficiente, independente das conjunturas ou esfera de tempo abrangido. Os dados de temperatura mensurados por termômetros inseridos nos blocos instrumentados, são armazenados respeitando a extensão de tempo, caracterizando uma série temporal, no âmbito estatístico (MORETTIN E TOLOI, 2006, p.1).

Assim, o artigo, emprega o modelo autorregressivo ARIMA conceituado por Box & Jenkins em 1976, na análise da temperatura proveniente das aferições de termômetros localizados externamente e internamente ao bloco de contraforte A7, da Usina Hidrelétrica de Itaipu.

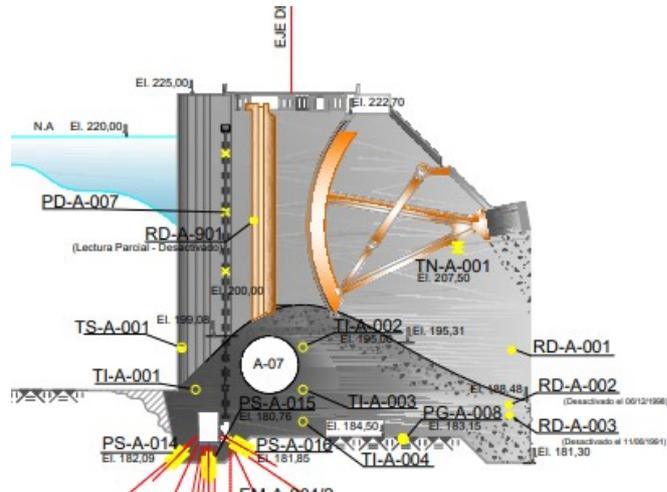
## MATERIAL E MÉTODOS

Os dados de temperatura usados na modelagem referem-se ao termômetro superficial (TS-A-001) e interno (TI-A-001) do bloco A7 da barragem de ITAIPU, e estão ordenados mensalmente, entre os períodos de 2015 a 2018.

O A7 (Fig.1), é o sétimo bloco entre os quinze que compõem o vertedouro da usina disposto a margem direita da barragem, e tem a finalidade de descarregar toda água inutilizada durante a geração de energia, com capacidade máxima de descarga de 62,2 mil m<sup>3</sup>/s (ITAIPU, 2020, p.1). Os termômetros TS-A-001 (superficial) e TI-A-001 (interno), estão posicionados à montante próximo a fundação.

Submeteu-se as séries de temperatura a uma análise exploratória, da qual, buscou-se avaliar as características intrínseca a elas. Todas as análises foram conduzidas pela linguagem de programação estatística R no ambiente de desenvolvimento integrado R-Studio.

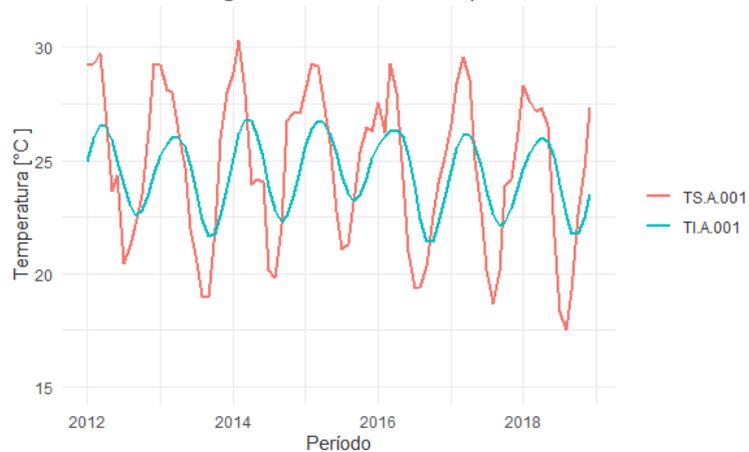
Figura 1 – Sessão transversal do bloco A7



Fonte: Fornecida pelo Centro de Estudos Avançados em Segurança de Barragens - CEASB (2019).

A modelagem ARIMA seguiu-se de forma automática por meio da função auto.arima. As séries formadas pelos dados são mostradas pela figura 2.

Figura 2 – Séries de Temperatura



Fonte: Autoria própria (2020).

O método de previsão de séries temporais ARIMA agrega-se a técnica de Box e Jenkins, e constitui-se do ajuste de modelos autorregressivos integrados de médias móveis. O conjunto de dados é responsável pela formação do modelo, definido então, sua estrutura (MORETTI; TOLOI, 2006, p.105).

Tendo a d-ésima diferença da série  $X_t$ , igual a  $w_t = \nabla^d X_t$ . Define-se o modelo ARIMA (p, d, q) de acordo com as equações 1 e 2.

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} + e_t \quad (1)$$

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} + e_t \quad (2)$$

Em que p, d, q equivalem a ordem do processo autorregressivo, ordem da diferenciação e ordem do processo de médias móveis, respectivamente. O

$e_t$  corresponde ao ruído branco (MORETTI; TOLOI, 2006, p.107). Algumas séries temporais reais podem apresentar parâmetros sazonais, neste caso, o modelo estatístico é dito como SARIMA (p, d, q) x (P, D, Q) multiplicativo, em que P é a ordem auto regressiva da parte sazonal, D é a ordem de diferença da parte sazonal e Q é o parâmetros médias móveis do período sazonal.

Para a modelagem das séries, segue-se abordagem sugerida por HYNDMAN E ATHANASOPOULOS (2018, p.38), no qual, consiste em subdividir a amostra em conjunto de treino (jan-2015 a dez-2018) e teste (jan-2019 a dez-2019). O método, auxilia na avaliação da acurácia da previsão, dessa forma, o erro é calculado para um ou múltiplos passos à frente na fase de treino. A métrica utilizada neste processo é o MAPE (erro percentual absoluto médio).

## RESULTADO E DISCUSSÃO

Através da análise exploratória dos dados descrita pela tabela 1, nota-se que temperaturas internas ao bloco são menores quando comparadas as externas, embora as médias de temperaturas ao decorrer dos meses sejam similares, sendo 24.7 °C e 24.17 °C, para TS-A-001 e TI-A-001, respectivamente. Outro aspecto importante, encontra-se na medida padronizada de dispersão (coeficiente de variação), em que se tem, uma variação da temperatura de 48.45% em torno da média para o instrumento TS-A-001.

Tabela 1 – Análise exploratória dos dados de temperatura

	TS-A-001	TI-A-001
Min.	17.52	21.09
1st Qu.	21.41	22.61
Mediana	25.02	24.24
<b>Média</b>	<b>24.70</b>	<b>24.17</b>
3rd Qu.	28.01	25.65
Max.	30.31	26.83
<b>Desvio Padrão</b>	<b>3.46</b>	<b>1.60</b>
Assimetria	-0.23	-0.12
Curtose	-1.26	-1.34
Variância	11.98	2.55
<b>Coefficiente de variação</b>	<b>48.49%</b>	<b>10.34%</b>
Estacionariedade	p-Valor = 0.019	p-Valor = 0.0975

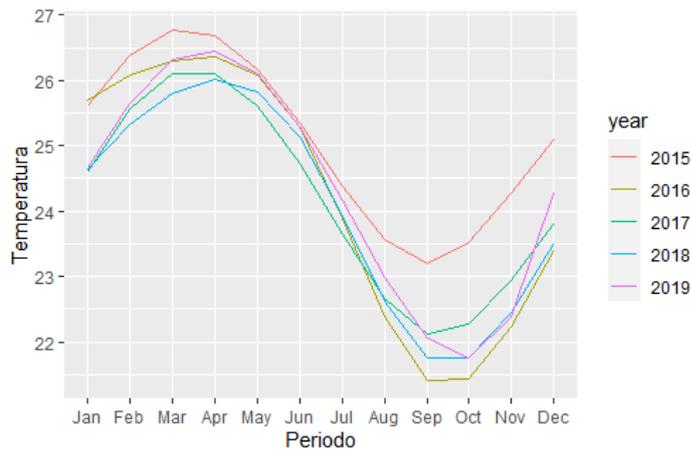
Fonte: Autoria própria (2020).

A estacionariedade das séries temporais, é um requisito para alguns modelos preditivos. Pode se dizer, que a série é estacionária quando sua formação ao decorrer do tempo ocorre de forma aleatória e baseia-se em uma média constante, exprimindo alguma configuração de equilíbrio estável. A periodicidade das séries estacionárias estende-se a períodos longos ou curtos, resultando em mudança de inclinação ou nível (MORETTIN; TOLOI, 2006, p.23). O algoritmo auto.arima, realiza o teste de raiz unitária para determinar a estacionariedade da série e a acrescenta a ordem de diferenciação se necessário.

Por intermédio da decomposição da série (Fig. 3 e 4), em componente sazonal, observa-se que a temperatura varia entre os dois instrumentos com certa defasagem, para o termômetro TS-A-001, a queda inicia-se a partir do mês de

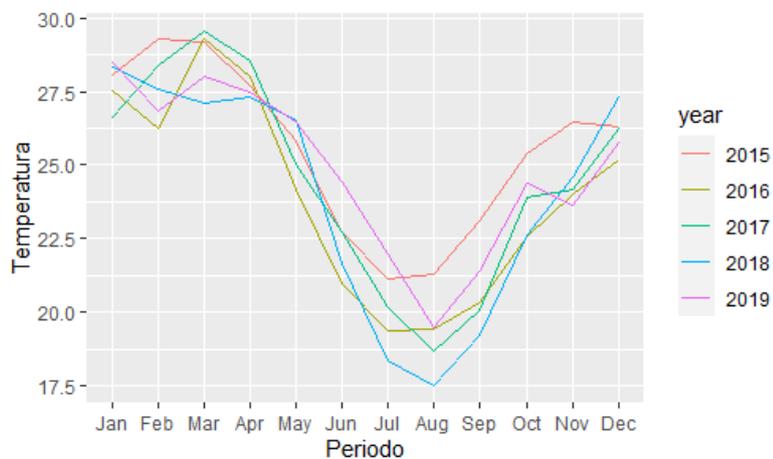
maio, em contra partida, para o instrumento TI-A-001 ocorre no mês de abril. Isso pode ser explicado pela inércia térmica, do qual, trata-se da capacidade de armazenamento e liberação do calor em uma edificação. A proximidade das temperaturas médias aferidas, indicam que há pouca inercia térmica na estrutura A7 (PAPST, 1999, p.7).

Figura 3 – Séries de Temperatura



Fonte: Autoria própria (2020).

Figura 4 – Componente sazonal Séries de Temperatura TI-A-001



Fonte: Autoria própria (2020).

Os modelos e critérios de informações AIC, AICc e BIC, selecionados pela função auto.arima, são mostrados na tabela 2.

Para o termômetro TS-A-001, há apenas ordem do processo de médias móveis (MA), agrega-se também ao modelo os parâmetros de sazonalidade, com a ordem de diferença da parte sazonal D e o parâmetro de médias móveis do período sazonal Q iguais a 1, devido a presença do componente sazonal na série vista na etapa de decomposição. A mesma análise é replicada para o instrumento TI-A-001, com ordem do processo autorregressivo (AR) equivalente a 4, e os parâmetros sazonal P = 1, D = 1, e Q = 0.

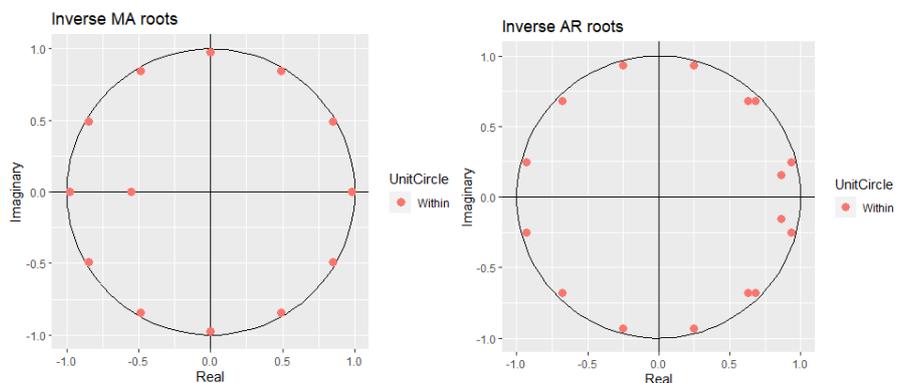
Tabela 2 – Modelos e critérios de informação para as séries de temperatura

	TS-A-001	TI-A-001
Modelo	ARIMA(0,0,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	ARIMA(4,0,0)(1,1,0) <sub>12</sub>
AIC	242.1	-215.72
AICc	242.7	-214.43
BIC	251.21	-202.06

Fonte: Autoria própria (2020).

Os círculos unitários (Fig.5), atestam a estabilidade das raízes unitárias dos modelos, a construção do círculo segue as ordens encontradas no processo de modelagem.

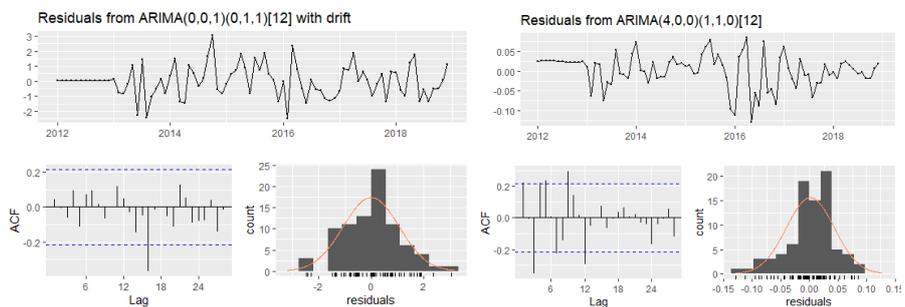
Figura 5 – Círculos unitários das séries de temperatura



Fonte: Autoria própria (2020).

Na figura 6 encontram-se os correlogramas residuais dos modelos, de acordo com os gráficos ACF (Função de Autocorrelação) os resíduos se comportam como ruídos brancos, devido a maioria das autocorrelações estarem dentro dos limites, indicando um bom ajuste da modelagem em relação aos dados de temperatura

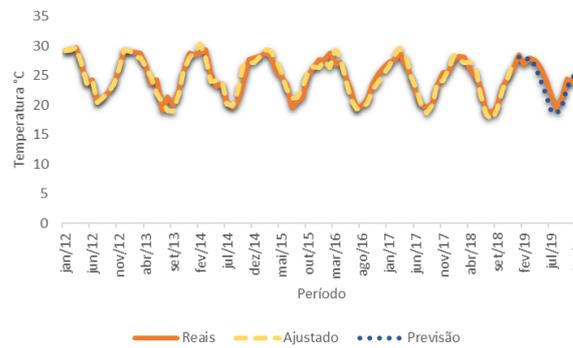
Figura 6 – Correlogramas das séries de Temperatura



Fonte: Autoria própria (2020).

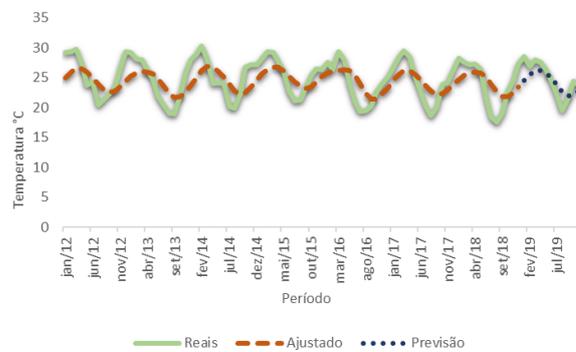
Dentro da amostra, ou seja, durante o período de treino (jan-2012 a dez-2018), o modelo escolhido para o TS-A-001 ajustou-se satisfatoriamente aos dados, resultando em um erro MAPE de previsão fora da amostra (jan-2019 a dez-2019) de 5,15%. Para o termômetro TS-A-001, a previsão dentro da amostra tem um ajuste mais suave e relativamente, mas afastado dos valores reais, proporcionando uma melhor previsão fora da amostra com erro MAPE de 1, 15%.

Figura 7 – Previsão da temperatura TS-A-001



Fonte: Autoria própria (2020).

Figura 8 – Previsão da temperatura TI-A-001



Fonte: Autoria própria (2020).

## CONCLUSÃO

Durante a análise dos instrumentos TS-A-001 e TI-A-001 do bloco de contraforte A7 da Usina Hidrelétrica de Itaipu, verificou-se que não há diferença expressiva nas temperaturas médias ao longo do ano. A proximidade dos termômetros no bloco é um fator em potencial para explicar o fenômeno.

Os modelos ARIMA, mostraram-se adequados quando comparados com os valores reservados para teste, apresentando erros MAPE de 5.153% e 1.153% para o TS-A-001 e TI-A-001, respectivamente. O erro de previsão fora da amostra dos termômetros TS-A-001, pode ter sido ocasionado pelo super ajuste no período de modelagem.

Para trabalhos futuros, sugere-se a aplicação de outros modelos ARIMA(p,d,q), bem como a comparação com outros métodos de previsão, como modelos de suavização exponencial (Holt-Winters e ETS) e não lineares (GARCH e EGARCH).

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Universidade Tecnológica, por proporcionar um ambiente excelente para o desenvolvimento, a Fundação Araucária pelo auxílio financeiro, e ao Centro de Estudos Avançados em Segurança de Barragens (CEASB) da ITAIPU, por fornecer os dados para elaboração deste trabalho.

## REFERÊNCIAS

ARACAYO, L. A. S. **Modelagem térmica de barragem de contraforte via Ansys: Caso de estudo bloco E6 da Usina Hidrelétrica de Itaipu – UHI**. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Civil) - Universidade Federal da Integração Latino-Americana, Foz do Iguaçu, 2016.

HICKMANN, T. **Análise da variação térmica sazonal em barragem de contrafortes com o uso de cálculo fracionário**. 2016. Tese (Doutorado em Ciências) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2016. Disponível em: <https://acervodigital.ufpr.br/bitstream/handle/1884/43384/R%20-%20T%20-%20TASIA%20HICKMANN.pdf?sequence=1>. Acesso em 03 de ago. de 2020.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Previsão: princípios e prática**. 2. ed, OTexts: Melbourne, Austrália, 2018. Disponível em: <https://otexts.com/fpp2/>. Acesso em: 20 out. 2019.

ITAIPU B. **A maior geradora de energia limpa e renovável do planeta**. Foz do Iguaçu, 2020. Disponível em: <https://www.itaipu.gov.br/energia/vertedouro>. Acesso em: 18 de jun. de 2020.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. – **Análise de Séries Temporais**. 2.Ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

RIBEIRO, L. S. **Análise e predição das deformações do concreto em dados de instrumentação utilizando um método híbrido [recurso eletrônico]**. 2016. Tese (Doutorado em Métodos Numéricos em Engenharia) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2019. Disponível em: <https://www.prppg.ufpr.br/siga/visitante/trabalhoConclusaoWS?idpessoal=15608&idprograma=40001016030P0&anobase=2019&idtc=1380>. Acesso em: 21 de set. de 2019.