

MODELAGEM E PREVISÃO DE VAZÕES MÉDIAS MENSIS DO RIO JUCU, ES, UTILIZANDO O MODELO SARIMA

MICHEL TRARBACH BLEIDORN¹; WANDERSON DE PAULA PINTO²; EDILSON SARTER BRAUN³; GEMAEI BARBOSA LIMA⁴ E CLAUDINEI ANTONIO MONTEBELLER⁵

¹Pós-graduando em Certificação Ambiental e Consultoria pela Faculdade de Venda Nova do Imigrante (FAVENI), Av. Ângelo Altoé – nº 888 – Santa Cruz, Venda Nova do Imigrante/ES/Brasil, CEP: 29375-000, michelbleidorn@gmail.com;

²Departamento de Ciências Ambientais, Faculdade da Região Serrana (FARESE), Rua Jequitibá – nº 121- Centro, Santa Maria de Jetibá/ES/Brasil, CEP: 29645-000, wandersondpp@gmail.com;

³Mestrando em Meio Ambiente e Recursos Hídricos do Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), Av. Governador Lidemberg – nº 316 – Centro, Jerônimo Monteiro/ES/Brasil, CEP: 29550-000, edilsonarter@gmail.com;

⁴Departamento de Ciências Ambientais, Faculdade da Região Serrana (FARESE), Rua Jequitibá – nº 121- Centro, Santa Maria de Jetibá/ES/Brasil, CEP: 29645-000, gemaelbl@yahoo.com.br;

⁵Instituto Capixaba de Pesquisa, Assistência Técnica e Extensão Rural (INCAPER), BR 101 – km 151 – Bebedouro, Linhares/ES/Brasil, CEP: 29703-900, cmontebeller@yahoo.com.br.

1 RESUMO

O presente estudo teve por objetivo modelar e realizar estudo de previsão de uma série temporal de vazões médias mensais do rio Jucu, ES. A metodologia aplicada baseou-se na proposta por Box e Jenkins. O modelo a ser considerado é o SARIMA, por incluir a característica de sazonalidade. A identificação da sazonalidade foi realizada através da análise espectral, e sua comprovação estatística pelo teste G de Fisher. A identificação da ordem dos modelos foi feita através da análise gráfica dos correlogramas. Dentre os modelos candidatos, foram selecionados aqueles que obtiveram os menores valores dos critérios de informação. O modelo escolhido foi o SARIMA (1,0,0)(5,1,0)₁₂, que obteve um bom ajuste à série em estudo. O referido modelo foi utilizado para realizar previsões de vazões médias mensais para 12 meses à frente. O modelo ajustado se mostrou adequado para realizar previsões. Os valores previstos estão em divergência dos observados, enfatizando uma crise hídrica sem precedente na série temporal considerada. Os resultados deste estudo podem ser utilizados pelos gestores e utilizadores deste curso hídrico, por apresentar características importantes, tais como períodos de cheias e de escassez. Ressalta-se que esses modelos podem ser melhorados ao considerar variáveis explicativas como precipitação, conhecido como modelos SARIMAX.

Palavras-chave: Recursos Hídricos, Modelagem Hidrológica, SARIMA.

BLEIDORN, M.T.; PINTO, W.P.; BRAUN, E.S.; LIMA, G.B.; MONTEBELLER, C.A.
MODELLING AND PREVISION OF MONTHLY MEAN FLOW OF JUCU RIVER,
ES, USING SARIMA MODEL

2 ABSTRACT

This study aimed at modeling and performing a prediction study of a series of monthly mean flows of Jucu River, ES. The applied methodology was based on the proposal by Box and Jenkins. The model to be considered is SARIMA, because it includes the characteristic of seasonality. Seasonality identification was made through spectral analysis, and its statistical verification by Fisher G test. The identification of the order of the models was done through graphic analysis of the correlogram. Among the candidate models, those that obtained the lowest values of the information criteria were selected. The model chosen was SARIMA (1,0,0) (5,1,0)₁₂, which presented a good fit to the series under study. This model was used to forecast monthly average flows for 12 months ahead. The adjusted model was adequate for forecasting. The predicted values differed from those observed, emphasizing an unprecedented water crisis in the time series considered. The results of this study can be used by managers and users of this watercourse, as they present important characteristics such as flood and scarcity periods. It is considered that these models can be improved by considering explanatory variables such as precipitation, known as SARIMAX models.

Keywords: Water resources, Hydrological Modelling, SARIMA.

3 INTRODUÇÃO

O estudo acerca das variáveis envolvidas no ciclo hidrológico de bacias hidrográficas tem sido um desafio ao longo dos anos para muitos pesquisadores (BAYER; CASTRO; BAYER, 2012). Neste sentido destaca-se a hidrologia por ser o ramo da ciência que investiga fenômenos que determinam a distribuição espaço temporal da água sob os atributos de quantidade, qualidade e de interações com as sociedades humanas (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Assim, os processos que compõe o ciclo hidrológico (precipitação, vazão, evaporação, infiltração, entre outros) quando monitorados sistematicamente em tempos discretos podem ser classificados como séries temporais, pois conforme Bayer, Castro e Bayer (2012) este é um conjunto de observações ordenadas no tempo de qualquer fenômeno aleatório.

A vazão é definida como o volume escoado por unidade de tempo sendo a principal grandeza que caracteriza um escoamento e usualmente é expressa em metros cúbicos por segundo (m^3/s). É uma das principais variáveis mensuradas na

hidrologia e essencial para o gerenciamento de recursos hídricos (SANTOS; OLIVEIRA, 2016). As vazões podem ser caracterizadas por mínimas, médias e máximas, sendo que as duas primeiras são de fundamental importância para o estudo acerca da disponibilidade de água, assim como concessões de outorga de direito de uso da água, ferramentas essas de capital importância para se ter uma gestão adequada dos recursos hídricos (OLIVEIRA, 2013).

Conforme Tucci (1998) existem dois modos para descrever as variáveis envolvidas no ciclo hidrológico e obter previsões, a saber: (i) usar equações com base conceitual ou empírica para descrever os processos físicos, que são chamados de modelos determinísticos; (ii) considerar que os processos são controlados por leis probabilísticas, ou seja, modelos estocásticos. Reisen, Molinares e Teixeira (2008), destacam para tanto, que são construídos modelos probabilísticos que pertencem a um domínio temporal previamente estabelecido.

Essas previsões podem ser realizadas tanto a curto prazo, geralmente

utilizando modelos determinísticos, quanto a longo prazo, utilizando modelos estocásticos. As previsões de vazão a curto prazo são usadas com frequência na operação de sistemas de recursos hídricos destinados aos usos múltiplos, a saber: controle de cheia, geração de energia elétrica, navegação, dentre outros (BARBOSA; FILL, 2001). Já as previsões a longo prazo trazem benefício direto à estimativa de afluências, por exemplo, aos reservatórios hidrelétricos, o que permite planejar a sua melhor operação (COLLISCHONN et al., 2005). Além disso, a previsão da disponibilidade hídrica é importante para o planejamento e controle dos recursos hídricos (COLLISCHONN et al., 2005), podendo ser considerado como um sistema de suporte a decisão com vistas em medidas estruturais e não estruturais.

Dentre os modelos estocásticos, os modelos de séries temporais da classe ARIMA (Autorregressivo Integrado e de Médias Móveis) possuem grande destaque, conforme descreve Bayer, Castro e Bayer (2012) em que estes modelos são historicamente utilizados de maneira satisfatória para descrever o comportamento de variáveis hidrológicas. Modarres e Eslamian (2006) utilizaram modelos do tipo ARIMA para modelar vazões médias mensais do rio Zayandehrud, localizado na Província de Isfahan Ocidental, no Irã. Os resultados indicaram que o modelo multiplicativo sazonal ARIMA (1,1,0)(0,1,1)₁₂ satisfaz todos os testes e se mostrou com o melhor desempenho.

Lucas et al. (2009) utilizaram dois modelos, um determinístico e outro estocástico tipo ARIMA, com o objetivo de simular a vazão média mensal das sub-bacias da região hidrográfica do rio Xingu, PA. O objetivo principal foi simular a vazão mensal através dos modelos e comparar os seus resultados. Conforme resultados encontrados, ambos modelos devem ser aplicados com cautela no período chuvoso,

onde ocorrem vazões de pico. No entanto, o modelo hidrológico estocástico apresentou maior robustez, conseguindo capturar a dinâmica das séries temporais, o que sugere sua superioridade em relação ao modelo hidrológico determinístico, pois este se mostrou mais sensível aos eventos extremos.

Bayer, Castro e Bayer (2012) apresentaram um modelo de previsão de vazão média mensal para a bacia do rio Potiribu, afluente do rio Ijuí, RS. O modelo estocástico SARIMA (3,0,0)(2,1,2)₁₂ da classe ARIMA que inclui a componente sazonal foi escolhido através de critérios de desempenho. O referido modelo foi utilizado para realizar previsões com seis meses de antecedência, após satisfazer as condições na fase de diagnóstico. Assim, o modelo escolhido foi capaz de incorporar características importantes da série, como sazonalidades e correlação serial. O ajuste apresentou um coeficiente de Nash-Sutcliffe de 0,68 no período de calibração e uma precisão ainda maior ao realizar previsões passos à frente, demonstrado pelo valor de Nash-Sutcliffe de 0,81 no período previsto.

Figueiredo e Blanco (2014) apresentaram uma análise de previsões de vazão e níveis de água médios mensais, com antecedência de 24 meses, para a bacia do rio Tapajós, PA, utilizando modelos estocásticos do tipo ARIMA. Os autores utilizaram indicadores de desempenhos na etapa de calibração e validação e a partir destes puderam concluir que a metodologia adotada é uma ferramenta adequada, podendo ser utilizada, portanto, para analisar o regime hidrológico, bem como fornecer informações que possam prever impactos ambientais em possíveis instalações de hidrelétricas.

Pinto, Lima e Zanetti (2015) utilizaram um modelo da classe ARIMA para fazer a modelagem de previsões de vazões médias mensais nos anos de 2014 e 2015 para o rio Doce, na cidade de Colatina,

ES. O modelo escolhido foi o SARIMA (1,1,1)(1,1,2)₁₂, que representou bem a dinâmica da série em estudo e apresentou os melhores resultados numéricos nas fases de calibração e validação. Com as previsões, foi possível sugerir medidas mitigatórias para os meses previstos de vazões críticas no ano de 2015.

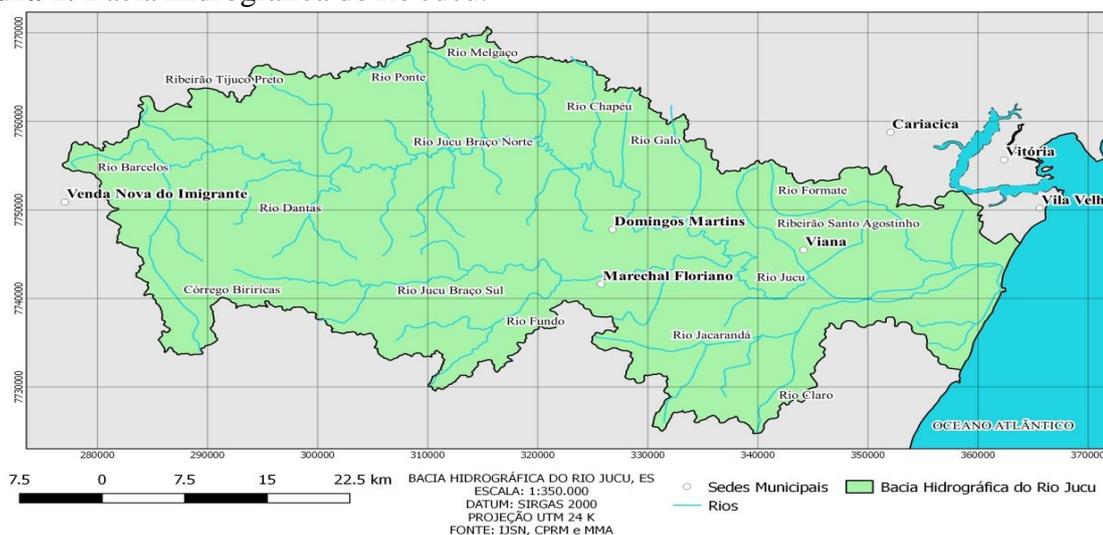
No Espírito Santo, cerca de 1,5 milhões de pessoas são abastecidas diariamente pelas águas provenientes das bacias hidrográficas do rio Jucu e do rio Santa Maria da Vitória, sendo que, 60% da população que engloba os municípios de Vila Velha, Viana, grande parte de Cariacica e toda a cidade de Vitória, é abastecida com água proveniente exclusivamente do rio Jucu (SOPRANI et al., 2007), demonstrando a imensa importância desta bacia hidrográfica para o estado. O interesse neste estudo está relacionado com a escassez hídrica que se instalou nos últimos anos na região Sudeste do País, e, com a inexistência de dados de vazão média mensal na estação em estudo para o ano de 2015. Neste contexto, o objetivo deste trabalho foi analisar, modelar e fazer previsões da série temporal de vazões médias mensais do rio Jucu, ES. Para a análise foram considerados modelos sazonais da classe ARIMA, conhecidos como modelos SARIMA.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Área de Estudo

A bacia hidrográfica do rio Jucu está localizada na região Centro-Sul do estado do Espírito Santo, possui uma área de 2.032 km², com cotas altimétricas variando entre 0 m e 1.800 m, e perímetro de 340 km (REISEN; MOLINARES; TEIXEIRA, 2008). Considera-se que o rio Jucu nasce da junção dos rios Jucu Braço Sul e Jucu Braço Norte. Seu curso se desenvolve numa extensão aproximada de 166 km até desaguar na praia de Barra do Jucu, no município de Vila Velha. De sua extensão total, 123 km correspondem ao trecho conhecido como Braço Norte. Os 43 km restantes correspondem ao do trecho do rio Jucu desde a confluência dos Braços Norte e Sul até a foz. O mais importante contribuinte do rio Jucu é o rio Jucu Braço Sul, destacando-se ainda alguns tributários da margem esquerda, como o rio Barcelos, o ribeirão Tijuco Preto, os rios Ponte e Melgaço, o córrego Biriricas e o rio Jacarandá e, pela margem direita, o rio d'Antas (OLIVEIRA, 2011) conforme Figura 1.

Figura 1. Bacia Hidrográfica do rio Jucu.



4.2 Dados

A série histórica de vazões médias mensais utilizada foi obtida junto ao Sistema de Informações Hidrológicas (HIDROWEB, 2017) mantido pela Agência Nacional de Águas (2017). A estação de monitoramento escolhida foi a do Córrego do Galo (Braço Norte), localizada no município de Domingos Martins, cujo código é 57170000 e coordenadas geográficas UTM 24 K: X = 327472 m e Y = 7761041 m, com área de drenagem de 980 km². A estação de monitoramento de Córrego do Galo opera desde o ano de 1969 e, para a realização dessa pesquisa, utilizaram-se dados até 2014, resultando assim em uma série histórica de 46 anos. A série em estudo é caracterizada por dados faltantes, e sua imputação se deu através do preenchimento das médias dos vizinhos mais próximos.

4.3 Modelo para Análise de Séries Temporais

De acordo com Bayer e Souza (2010), a classe de modelos tradicionalmente mais utilizada em análise de séries temporais é a dos modelos ARIMA. Contudo, em estudos de variáveis ambientais é comum encontrar sazonalidade nas séries, isto é, um padrão de repetição nos dados. Nesses casos, remete-se a necessidade de utilizar modelos que incorporem essa característica temporal, ampliando os modelos ARIMA para os modelos SARIMA. O modelo a ser considerado neste caso é o SARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$. Seja, $Z_t = \{Z_t; t \in \mathbb{Z}\}$ um processo linear, com representação dada pela Equação 1:

$$\Phi(B^s)\phi(B)\nabla^d Z_t = \Theta(B^s)\theta(B)\varepsilon_t, \quad (1)$$

em que s é chamado de período sazonal do processo e $\varepsilon_t \sim \text{RB}(0, \sigma_\varepsilon^2)$, em que $\varepsilon_t \sim \text{RB}$ é ruído branco (RB), definido como uma

sequência de variáveis aleatórias não-correlacionadas com média zero e variância constante ao longo do tempo, (WEI, 2006). O operador ∇^d , em que $\mathbf{d} = (d, D)$ e d, D são números inteiros não negativos e representam o número de diferenças simples e sazonais respectivamente aplicadas no processo Z_t , e definido pela Equação 2:

$$\nabla^{\mathbf{d}} = (1 - B)^d (1 - B^s)^D \quad (2)$$

Temos que $\Phi(z^s) = 1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i z^{is}$, $\phi(z) = 1 - \sum_{j=1}^p \phi_j z^j$, $\Theta(z^s) = 1 - \sum_{k=1}^Q \Theta_k z^{ks}$ e $\theta(z) = 1 - \sum_{l=1}^q \theta_l z^l$ são polinômios de ordem $P, p, Q, q \in \mathbb{N}$, respectivamente, com $z \in \mathbb{C}$, em que, \mathbb{C} representa o conjunto de números complexos, \mathbb{N} representa o conjunto dos números naturais e $\{\Phi_i\}, \{\phi_j\}, \{\Theta_k\}, \{\theta_l\}$, são sequências de números reais. O processo Z_t com representação dada em (2) é denominado ARIMA sazonal multiplicativo (SARIMA) de ordem $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$.

4.4 Teste para Sazonalidade

Para a identificação do modelo, utilizou-se também, além da análise dos correlogramas, o periodograma. Conforme Morettin e Toloí (2006), o periodograma consiste na decomposição da série temporal em uma série de Fourier, isto é, no domínio de frequências, ele mede a contribuição à variância do pico no espectro, ou seja, ele pode ser interpretado como uma análise de variância em que a coluna efeito é constituída pelas frequências. No eixo das ordenadas ficam localizadas as frequências da série (f_i) e no eixo das abscissas as respectivas intensidades de cada frequência $I_p(f_i)$, definidas conforme Equação 3:

$$I_j^{(N)} = \frac{1}{2\pi N} \left| \sum_{t=1}^N Z_t e^{-i\lambda_j t} \right|^2 \quad (3)$$

Em que $e^{i\lambda} = \cos \lambda + i \sin \lambda$, $i = \sqrt{-1}$, N é o número de observações da série e $\lambda_j = \frac{2\pi j}{N}$ são as frequências de Fourier. Para detalhes ver em Wei (2006) e Morettin e Toloi (2006).

Para determinar a periodicidade sazonal (s) basta verificar a qual frequência f_i está associado o maior valor de intensidade $I_p(f_i)$ e então dividir 1 por este valor de frequência. Para testar sua significância estatística utiliza-se o teste G de Fisher (FISHER, 1929). Se comprovado que o valor da estatística G é superior ao valor de Z conclui-se que a componente sazonal com periodicidade $s = 1/f_i$ é significativa. A estatística do teste é dada pela Equação 4:

$$G = \frac{\max[I_p(f_i)]}{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} I_p(f_i)} \quad (4)$$

Em que $I_p(f_i)$ é o valor do periodograma na ordenada p (ou, no período p) e N é o número de observações da série temporal. A estatística do teste G de Fisher, Z_α , é dada pela Equação 5:

$$Z_\alpha = 1 - \left[\frac{\alpha}{\left(\frac{N}{2}\right)} \right]^{\frac{1}{\left(\frac{N}{2}-1\right)}}, \quad (5)$$

em que α é nível de significância adotado.

4.5 Metodologia de Modelagem

A metodologia está assentada na suposição de que a série foi gerada por um processo estocástico que pode ser descrito e caracterizado, com base no comportamento passado da variável. O processo de construção e de ajuste do modelo proposto por Box e Jenkins (BOX; JENKINS, 1976) está alicerçado em um ciclo iterativo, que consiste nas seguintes etapas: (i) identificação do modelo; (ii) estimação dos parâmetros; (iii) diagnóstico do modelo

ajustado e (iv) previsão. Foi utilizado o *software* livre R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2018) em todas as análises desenvolvidas neste trabalho.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para um melhor entendimento da variável vazão estudada são apresentadas na Tabela 1, algumas medidas descritivas. A média das vazões sob estudo foi de 13,86 m³/s, com desvio padrão de 7,47 m³/s e coeficiente de variação correspondente a 55,89%. A amplitude dos dados foi de 5,13 para a vazão mínima e de 56,5 para a vazão máxima, o que indica uma característica sazonal da série. O desvio padrão e o coeficiente de variação alto indicam uma média pouco representativa. Essa pouca representatividade pode ser explicada pela grande variabilidade intra-anual, caracterizada como sazonalidade (BAYER; CASTRO; BAYER, 2012), corroborando com a sazonalidade visualizada nas Figuras 3 e 4. A distribuição da série em estudo possui assimetria positiva igual a 1,89, e curtose igual a 4,90 indicando que a distribuição tem caudas mais pesadas do que a normal, o que pode ser visualizado na Figura 2.

Conforme Figura 3, a série apresenta um padrão intra-anual de variabilidade, com períodos de cheias seguidos por períodos de estiagem. Verifica-se na Figura 4, que a série de vazões possui um período de cheias, de novembro a maio, e um período de estiagem, de junho a outubro. Percebe-se ainda que a série é estacionária na média e não estacionária na variância. A estacionariedade na média foi confirmada com o uso do teste de Dickey-Fuller (DICKEY; FULLER, 1981). Quanto a não estacionariedade na variância, realizam-se testes estatísticos para examinar a aplicação de uma transformação que estabiliza o aumento da variância das observações. No

caso em estudo, considerou-se a transformação sugerida por Box e Cox (1964), na qual se estima o λ , e com base nesta estimativa define-se o tipo de transformação. Segundo Reisen, Molinares e Teixeira (2008) frequentemente, a

transformação não só estabiliza a variância, mas também melhora na aproximação da distribuição dos dados para a distribuição normal. O logaritmo natural foi a transformação tomada para estabilizar a variância.

Tabela 1. Medidas descritivas da variável vazão.

Medidas Descritivas	Valor
Valor mínimo (m ³ /s)	5,13
Valor máximo (m ³ /s)	56,50
Média (m ³ /s)	13,86
Mediana (m ³ /s)	11,62
Coefficiente de variação %	55,89
Desvio padrão (m ³ /s)	7,47
Assimetria	1,89
Curtose	4,90

Figura 2. Histograma dos dados estudados.

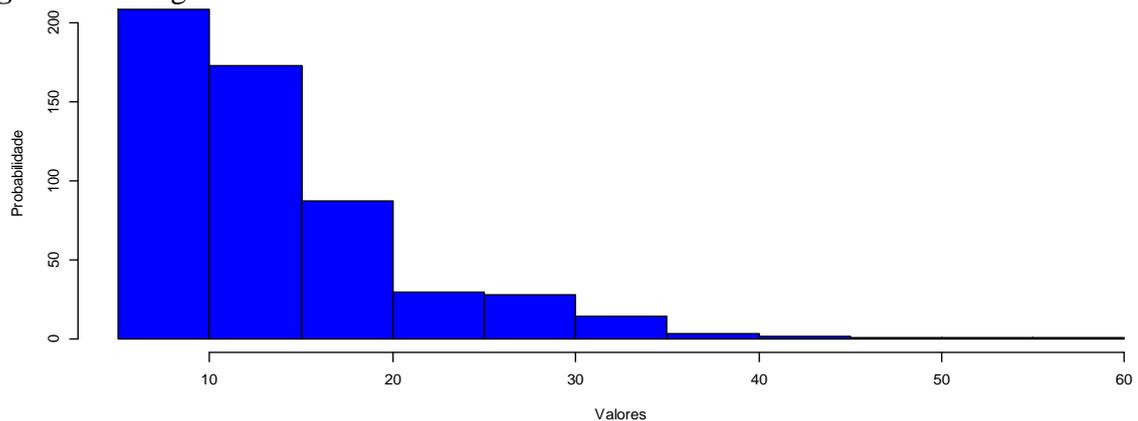


Figura 3. Gráfico da série temporal da vazão média do rio Jucu.

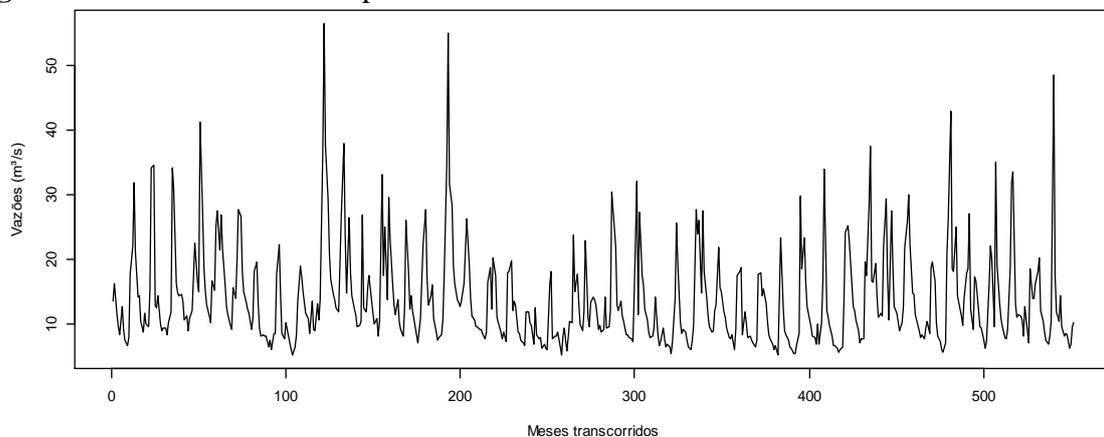
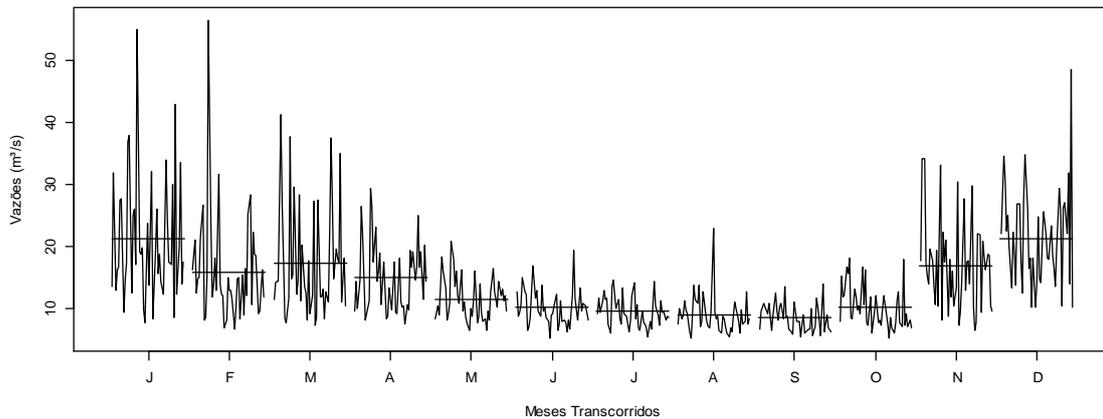


Figura 4. Análise gráfica da sazonalidade da série de vazões médias mensais.

5.1 Identificação do Modelo

Para a identificação dos modelos da classe ARIMA analisam-se, primeiro, os correlogramas e o periodograma da série, e por último, usam-se os critérios de informação para identificar o melhor modelo. Os correlogramas apresentam as correlações seriais no domínio do tempo enquanto o periodograma apresenta as características da série no domínio da frequência. Este último é uma importante ferramenta para identificar periodicidades nos dados. Com base em suas frequências estimadas é possível verificar sazonalidades e ciclos na série (CHECHI; BAYER, 2012).

Para confirmar a presença de sazonalidade, aplicou-se o teste G de Fisher (FISHER, 1929).

Segundo Box, Jenkins e Reinsel (2008), para fazer a identificação dos modelos é essencial estudar o comportamento da função de autocorrelação (FAC) e da função de autocorrelação parcial (FACP), denominados correlogramas. Em uma investigação inicial dos dados são verificadas a FAC e a FACP da série de vazão média mensal, conforme Figura 5 e a FAC e FACP da série diferenciada de ordem 12, apresentado na Figura 6.

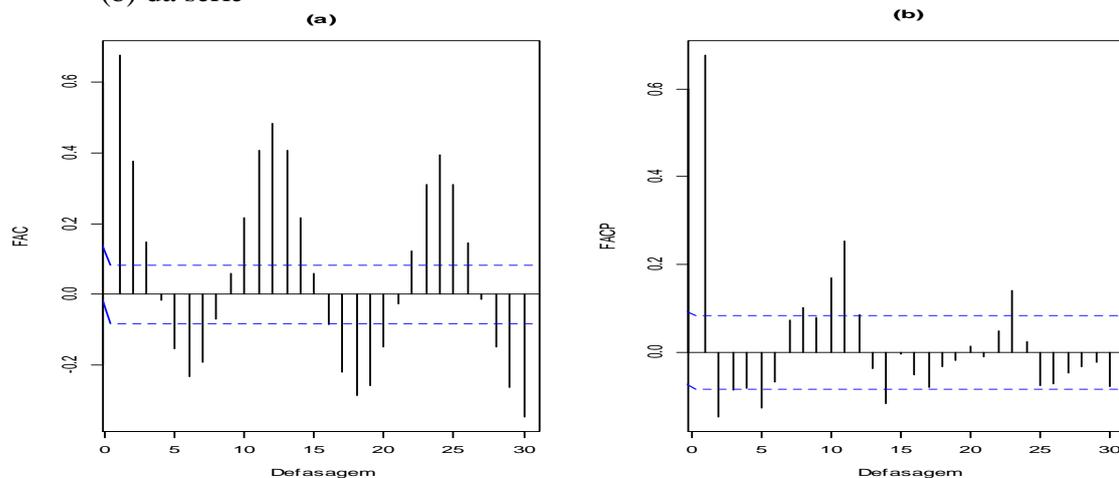
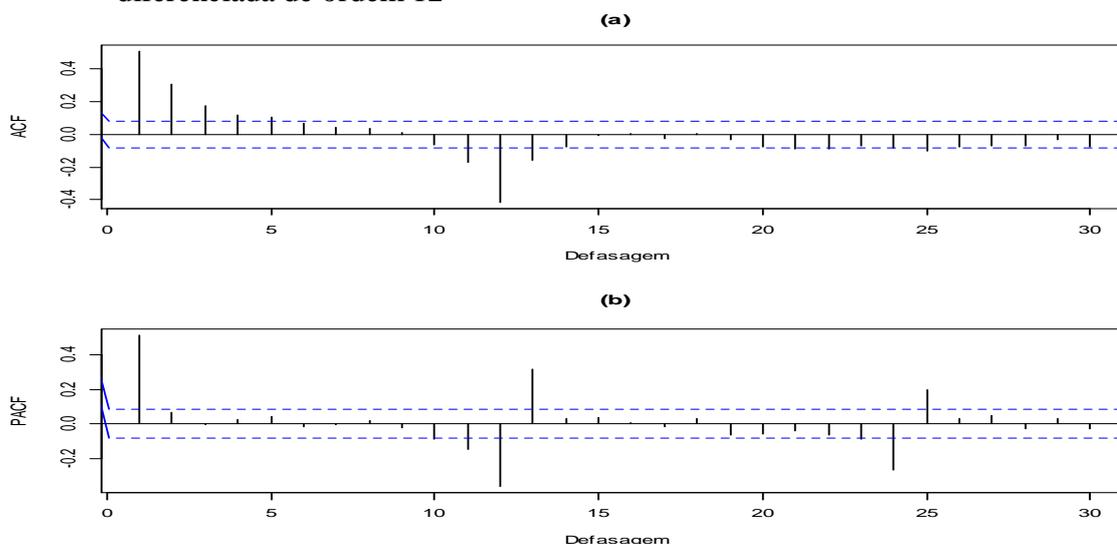
Figura 5. Função de autocorrelação amostral (a) e função de autocorrelação parcial amostral (b) da série

Figura 6. Funções amostrais de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b) da série diferenciada de ordem 12

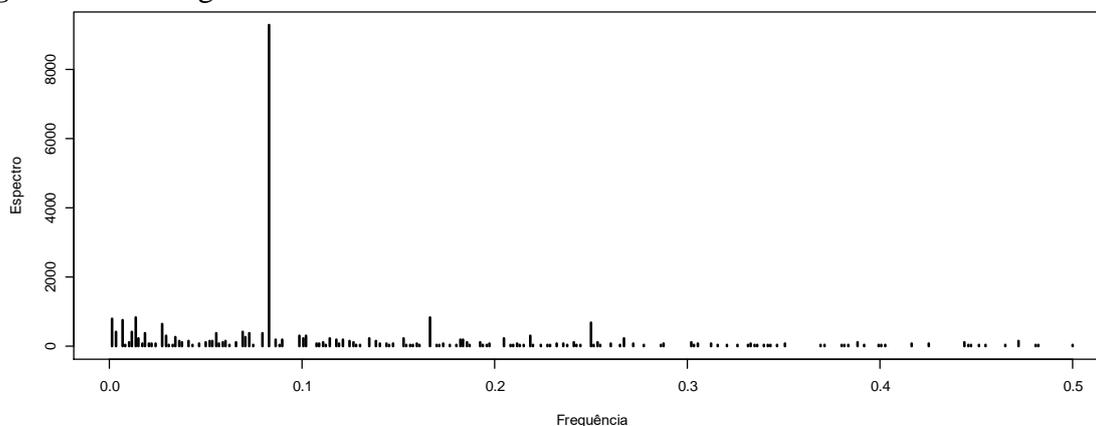


De acordo com a Figura 5, a FAC indica possível sazonalidade da série, pois o correlograma contém oscilações nas defasagens múltiplas de 12 e muitas são significativas, estando fora do intervalo de confiança. Este comportamento senoidal e infinito em extensão da FAC indica um possível processo autorregressivo e sazonal. Quanto a FACP, esta possui autocorrelações significativas nas defasagens sazonais, o que sugere um modelo de médias móveis. Na Figura 6, pode-se perceber características de um modelo estacionário autorregressivo de

ordem próxima de quatro, pela análise da FAC, e de médias móveis de ordem próxima a um, pela análise da FACP. Essa análise preliminar indica que o modelo a ser escolhido deve considerar uma diferença sazonal.

Pelo teste G de Fisher foram obtidos os valores de $G = 0,2706$ e $Z = 0,0308$. Como o valor de G é superior ao de Z, confirma-se a presença de sazonalidade na série de vazão média mensal. Para verificar qual é o período sazonal, analisa-se o periodograma, Figura 7.

Figura 7. Periodograma da série de vazões médias mensais



Conforme análise da Figura 7, a maior ordenada do periodograma está associada à frequência de 0,08333333, o que implica em uma componente sazonal com periodicidade de $s = 1/0,08333333 = 12$ meses. Desse modo, tem-se uma série com sazonalidade anual corroborando com os resultados já apresentados pelos correlogramas. A presença de sazonalidade na série indica que um modelo do tipo SARIMA deve ser considerado. Para tanto, a Figura 6 apresenta a série diferenciada de ordem 12, em que muitas defasagens estão no intervalo de confiança, e sendo assim, o modelo a ser ajustado deve considerar uma diferença sazonal.

A etapa de identificação consiste em detectar o processo gerador da série ou uma aproximação do processo através das informações contidas nas características da série, ou seja, determinar os valores de

p, d e q , e P, D e Q dos modelos SARIMA e as estimativas dos parâmetros desses modelos, em que $d = 0$ indica que a série é estacionária na média, e $D = 1$ indica que a série foi diferenciada sazonalmente. Os Critérios de Informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974) e de Informação Bayesiana (BIC) (AKAIKE, 1978) foram utilizados para escolher o melhor modelo.

A Tabela 2 apresenta os modelos estimados para o estudo de previsão da série vazão média mensal, com os seus respectivos valores de AIC e BIC. De acordo com os critérios de AIC e BIC, o modelo SARIMA (1,0,0)(5,1,0)₁₂ foi o que melhor se ajustou aos dados em estudo. A Tabela 3 contém os parâmetros, estimativas, erro padrão, valores de Z , e os p -valores, respectivamente. Conforme os resultados apresentados, todos os parâmetros são estatisticamente significativos.

Tabela 2. Valores do AIC e BIC dos modelos ajustados à série de vazão média mensal do rio Jucu

Modelos SARIMA		
(p,d,q)(P,D,Q)	AIC	BIC
(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	331,3618	348,5281
(1,0,0)(5,1,0) ₁₂	248,1636	278,2045
(1,0,0)(3,1,0) ₁₂	305,7237	327,1815
(1,0,1)(1,1,0) ₁₂	391,1277	408,2940
(2,0,0)(3,1,0) ₁₂	303,3338	329,0832
(1,0,1)(2,1,0) ₁₂	329,5230	350,9808
(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	392,6036	405,4784

Tabela 3. Estatísticas do modelo escolhido

Modelo	Parâmetro	Estimativa	σ^*	Valor z	p-valor
(1,0,0)(5,1,0) ₁₂	ϕ_1	0,6028	0,0353	17,0433	$< 2,2 \times 10^{-16}$
	Φ_1	-0,8810	0,0438	- 20,088	$< 2,2 \times 10^{-16}$
	Φ_2	-0,7343	0,0559	- 13,124	$< 2,2 \times 10^{-16}$
	Φ_3	-0,5859	0,0601	- 9,7496	$< 2,2 \times 10^{-16}$
	Φ_4	-0,4577	0,0562	- 8,1348	$4,12 \times 10^{-16}$
	Φ_5	-0,2101	0,0451	- 4,6563	$3,22 \times 10^{-16}$

* σ = Erro Padrão;

5.2 Diagnóstico do Modelo

Para verificar a adequação do modelo, a teoria estatística estabelece suposições básicas das propriedades do mesmo, tais como, não correlação e normalidade dos erros (WEI, 2006). A

normalidade foi verificada com o uso dos testes de Shapiro-Wilk (SHAPIRO; WILK, 1965) e Jarque-Bera (BERA; JARQUE, 1981). Para verificar se os resíduos são não autocorrelacionados, aplicaram-se os testes de Ljung-Box (LJUNG; BOX, 1978), e Box-Pierce (BOX; PIERCE, 1970), descritos na Tabela 4.

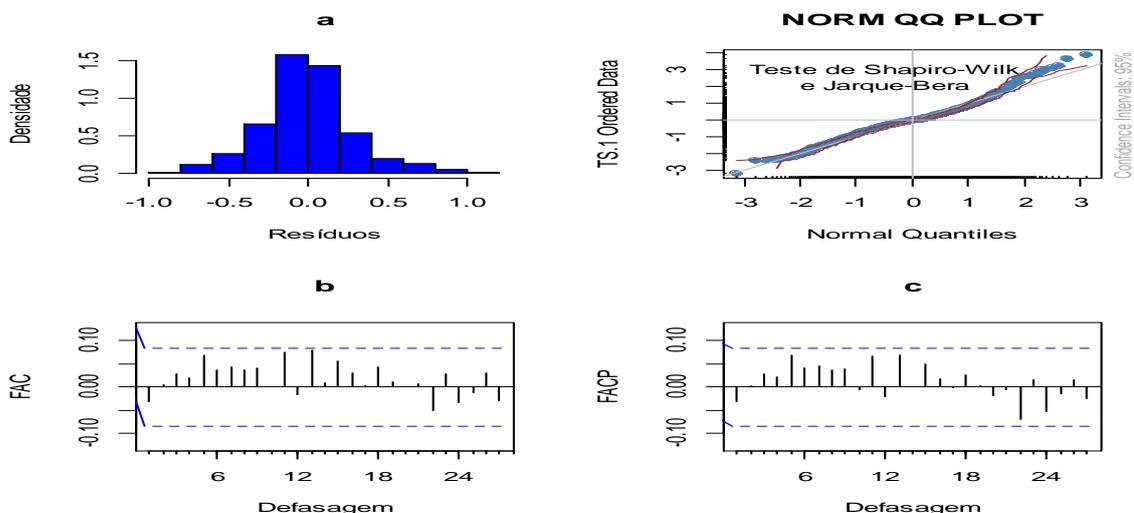
Tabela 4. Testes estatísticos de normalidade* e correlação** dos resíduos do modelo escolhido

Modelo SARIMA (1,0,0)(5,1,0) ₁₂	
Teste	p-valor
Shapiro-Wilk*	$9,886 \cdot 10^{-9}$
Jarque-Bera*	$1,554 \cdot 10^{-14}$
Ljung-Box**	0,3895
Box-Pierce**	0,4120

Foram traçados o histograma, *qqnorm-Plot* e o correlograma residual, que são apresentados na Figura 8 para o modelo ajustado. Assim, com base nos resultados da Tabela 4 e na Figura 8, pode-se verificar que os resíduos não são normalmente distribuídos, o que já era esperado por se tratar de uma variável hidrológica. Em relação ao correlograma dos resíduos do modelo, pode-se observar que o mesmo não apresenta nenhuma autocorrelação

significativamente diferente de zero em nenhuma defasagem, indicando o bom ajuste do modelo e que o mesmo conseguiu captar a autocorrelação serial, ou seja, os resíduos são não autocorrelacionados. Portanto a análise residual válida o modelo para o passo de previsões. Desta forma, conclui-se que o modelo descreve adequadamente os dados, validando o seu uso para traçar previsões.

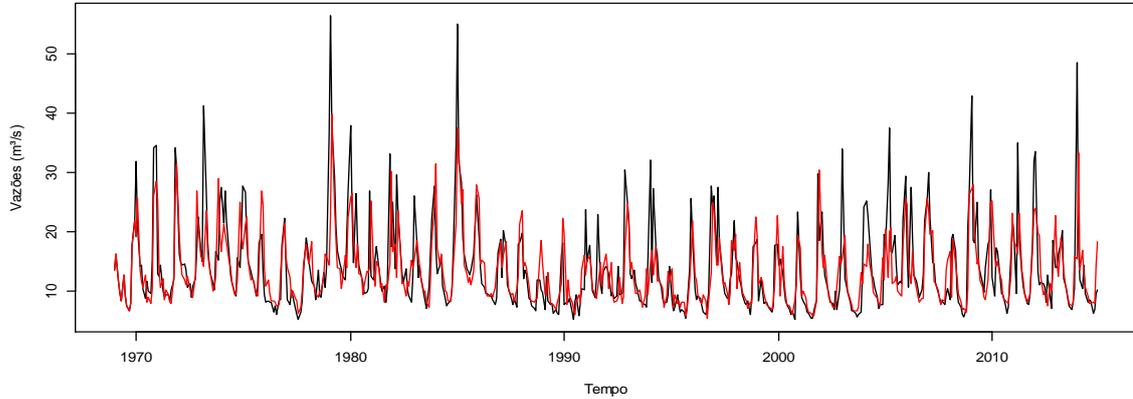
Figura 8. Histograma (a), *qqnorm-Plot*, FAC (c) e FACP (d) dos resíduos do modelo escolhido



A Figura 9 mostra uma análise visual dos dados ajustados pelo modelo e a série com os dados observados. Essa análise evidencia um bom desempenho do modelo,

corroborando os resultados da análise residual, uma vez que este representa de maneira satisfatória os dados em estudo.

Figura 9. Valores observados (linha escura) e ajustados (linha vermelha) da vazão média mensal pelo modelo SARIMA (1,0,0)(5,1,0)₁₂



5.3 Estudo de Previsões

Para obter as previsões, foram considerados os dados de vazão anteriores a dezembro de 2014, pois a série em estudo apresenta uma falha de dados observados entre o período de agosto a dezembro de 2015, sendo assim, o estudo de previsões foi feito em uma perspectiva de doze meses a partir de dezembro de 2014, ou seja, todo o ano de 2015.

Para verificar o bom ajuste do modelo, foi calculada a média aritmética de todos os meses da série temporal, e a sua diferença com os valores previstos, denominado viés, que comprova o ajuste adequado, conforme Tabela 5. Percebe-se que os valores previstos estão em divergência dos observados, isso porque, de

acordo com Reisen, Molinares e Teixeira (2008), os processos estocásticos são controlados por leis probabilísticas, e para tanto, são construídos modelos probabilísticos que pertencem a um domínio temporal previamente estabelecido. Justifica-se assim a ocorrência da crise hídrica vivida pelo Sudeste, a mais severa dos últimos 80 anos (ANA, 2015) e, agravada pelas altas temperaturas dos meses de dezembro de 2014, janeiro e fevereiro de 2015, quando a vazão e o volume de rios e reservatórios em queda ameaçavam o consumo de água de milhares de pessoas (MATOS, 2015). Tal evento extremo não pode ser previsto, devido às leis probabilísticas assumidas em um modelo de previsão.

Tabela 5. Previsões de vazões médias mensais (m^3/s) para os meses de 2015

Período	Valores Observados (m^3/s)	Média Aritmética (m^3/s)	Valores Previstos (m^3/s)	Viés
jan/15	3,9009	21,1978	11,9209	9,2769
fev/15	6,1785	15,7907	8,9782	6,8125
mar/15	8,0778	17,3369	13,7896	3,5473
abr/15	6,3310	14,9726	15,6297	- 0,6571
mai/15	8,4218	11,5362	11,2846	0,2516
jun/15	7,2200	10,1743	10,0570	0,1173
jul/15	6,2351	9,5510	9,1211	0,4299
ago/15		8,9240	8,5949	0,3291
set/15		8,5495	8,0319	0,5176
out/15		10,1373	9,1068	1,0305
nov/15		16,8719	15,1862	1,6857
dez/15		21,3414	23,0410	- 1,6996

A crise, de fato, atingiu todos os estados do Sudeste, o que resultou em redução do consumo de água e esforços da população para combater o desperdício, geralmente incentivados por campanhas difundidas na mídia. Consumos residenciais individuais diários que se aproximavam dos 250 litros, caíram para níveis próximos dos 170 litros/dia, ligeiramente acima dos 150 litros/dia, que é uma média muito mencionada por técnicos e em documentos oficiais, ou dos 110 l/dia preconizados pela ONU (Organização das Nações Unidas) (MATOS, 2015).

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho, realizou-se o ajuste de um modelo estocástico da classe ARIMA para uma série de dados de vazões mensais do rio Jucu. O modelo escolhido foi o SARIMA (1,0,0)(5,1,0)₁₂, que incorpora a sazonalidade da série, característica temporal importante. A sazonalidade verificada foi comprovada pelo teste G de Fisher, que por sua vez, é uma ferramenta útil para verificar períodos de repetição em uma série temporal. De acordo com a fase de diagnóstico, o modelo ajustou-se bem aos dados, o que qualificou o mesmo para

realizar previsões. As previsões foram feitas em um horizonte de 12 meses.

A série em estudo foi modelada somente pela sua correlação serial, levando em consideração seus componentes sazonais, autorregressivos e de médias móveis. Sugere-se que esses modelos podem ser melhorados ao considerar variáveis explicativas como precipitação e evaporação estendendo o modelo SARIMA para os modelos SARIMAX. Isso se faz necessário visto que o impacto na redução da vazão média do rio Jucu, não se limita a falta de chuva apenas, enfatizando neste contexto, a gestão inadequada e a falta de consciência dos usuários deste corpo hídrico.

Os valores previstos estão em divergência dos observados, devido aos modelos estocásticos incluírem leis probabilísticas, e sendo assim, a previsão é dada a partir de eventos ocorridos. Justifica-se assim, que a previsão enfatiza a prevalência de uma crise hídrica sem precedentes que atingiu a bacia do rio Jucu.

Deve-se destacar que os resultados obtidos neste trabalho podem ser usados como um indicativo do comportamento da vazão do rio Jucu, principalmente para os períodos sazonais de cheia e escassez, sendo importantes, pois permitem medidas preventivas para a diminuição dos impactos

causados, não só ao meio ambiente, mas à economia desta bacia hidrográfica.

7 REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. A Bayesian analysis of the minimum AIC procedure. **Annals of the Institute of Statistical mathematics**, [Tóquio], v. 30, n. 1, p. 9-14, 1978.

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, [s.l.], v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1100705>. Acesso em:

AGÊNCIA NACIONAL DAS ÁGUAS (Brasil). **Encarte especial sobre a Crise Hídrica – Conjuntura dos Recursos Hídricos no Brasil**. Brasília: ANA, 2015. Disponível em: <http://www3.snirh.gov.br/portal/snirh/centrais-de-conteudos/conjuntura-dos-recursos-hidricos/crisehidrica2014.pdf>. Acesso em: 17 mar. 2017.

BARBOSA, A. M.; FILL, H. D. Modelo de previsão de vazão baseado no hidrograma unitário. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 6, n. 4, p. 165-174, 2001.

BAYER, D. M.; CASTRO, N. M. R.; BAYER, F. M. Modelagem e previsão de vazões médias mensais do rio Potiribu utilizando modelos de séries temporais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 17, n. 2, p. 229-239, 2012.

BAYER, F. M.; SOUZA, A. M. Wavelets e modelos tradicionais de previsão: um estudo comparativo. **Revista Brasileira de Biometria**, São Paulo, v. 28, p. 40-61, 2010.

BERA, A.; JARQUE, C. Efficient tests for normality, heteroskedasticity and serial independence of regression residuals: Monte Carlo evidence. **Economics Letter**, [Amsterdam], v. 7, p. 313-318, 1981.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time series analysis: forecasting and control**. 4th ed. Nova Jersey: John Wiley & Sons, 2008.

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

BOX, G. E. P.; COX, D. R. An analysis of transformations. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, [s. l.], v. 26, n. 2, p. 211-252, 1964.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time series analysis, control, and forecasting. **Holden Day**, São Francisco, v. 3226, n. 3228, p. 10, 1976.

CHECHI, L.; BAYER, F. M. Modelos univariados de séries temporais para previsão das temperaturas médias mensais de Erechim, RS. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 16, n. 12, p. 1321-1329, 2012.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M.; CLARKE, R. T. Previsão sazonal de vazão na bacia do rio Uruguai 2: previsão climática-hidrológica. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 10, n. 4, p. 61-72, 2005.

DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, Nova Iorque, v. 49, n. 4, p. 1057-1072, 1981.

FIGUEIREDO, N. M.; BLANCO, C. J. C. Simulação de vazões e níveis de água médios mensais para o Rio Tapajós usando modelos ARIMA. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 19, n. 3, p. 111-126, 2014.

FISHER, R. A. Tests of significance in harmonic analysis. **Proceeding of the Royal Society of London: Series A**, Londres, v. 125, n. 796, p. 54-59, 1929.

HIDROWEB: Sistema de Informações Hidrológicas. Brasília, DF: ANA, 2017. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/default.asp>. Acesso em: 20 set. 17.

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

LUCAS, Edmundo Wallace Monteiro; SOUSA, Francisco de Assis Salviano de; SILVA, Fabricio Daniel dos Santos e LUCIO, Paulo Sergio. Modelagem hidrológica determinística e estocástica aplicada à região hidrográfica do Xingu-Pará. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 24, n. 3, p. 308-322, 2009.

MATOS, R. Recursos hídricos em questão nos municípios do Vale do Rio Doce. **Geografias**, Belo Horizonte, edição especial, p. 8-25, 2016.

MODARRES, R.; ESLAMIAN, S. S. Streamflow time series modeling of Zayandehrud river. **Iranian Journal of Science & Technology, Transaction B, Engineering**, Irã, v. 30, n. B4, p. 565-570, 2006.

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

NAGHETTINI, M.; PINTO, E. J. A. **Hidologia estatística**. Belo Horizonte: CPRM, 2007.

OLIVEIRA, R. M. L. **A Criação dos Comitês de Bacias Hidrográficas dos Rios Jucu e Santa Maria da Vitória: Perspectivas e Desafios da Gestão Hídrica Capixaba**. 2011. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2011.

OLIVEIRA, V. A. **Regionalização de vazões nas regiões das unidades de planejamento e gestão de recursos hídricos GD1 e GD2, Minas Gerais**. 2013. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos e Sistemas Agrícolas) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

PINTO, W. P.; LIMA, G. B.; ZANETTI, J. B. Análise comparativa de modelos de séries temporais para modelagem e previsão de regimes de vazões médias mensais do Rio Doce, Colatina-Espírito Santo. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 37, n. 3, p. 1-11, 2015.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2018. Disponível em: <http://www.R-project.org>. Acesso em: 21 fev. 2017.

REISEN, V. A.; MOLINARES, F. A. F.; TEIXEIRA, E. C. Modelagem de séries temporais sazonais na presença de outliers: estudo de caso da vazão máxima mensal do rio Jucu, ES, Brasil. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 13, n. 2, p. 45-53, 2008.

SANTOS, P. G. P.; OLIVEIRA, T. F. Modelagem e previsão de vazão afluyente média mensal no Rio Tocantins, Usina Hidrelétrica Tucuruí-Pará, Amazônia, Brasil. **Biota Amazônia**, Macapá, v. 6, n. 2, p. 9-16, 2016.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, Grã-Bretanha, v. 52, p. 591-611, 1965.

SOPRANI, J.; NASCIMENTO, G.; MARTINS, F.; PINHEIRO, C. M.; VENTURIN, S. Navegando os rios capixabas: Rio Jucu e Rio Santa Maria da Vitória. **A Tribuna**, Espírito Santo, 26 ago 2007. Suplemento Especial. 12 p.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 1998.

WEI, W. W. S. **Time series analysis**: univariate and multivariate methods. Estados Unidos da América: Pearson Addison Wesley, 2006.