

**ESTUDO DE PREDIÇÃO E PREVISÃO DE TEMPERATURAS MÉDIAS DIÁRIAS DA  
CIDADE DE CARIACICA, ESPÍRITO SANTO, BRASIL, UTILIZANDO A  
METODOLOGIA DE SÉRIES TEMPORAIS**

**STUDY OF PREDICTION AND FORECAST OF AVERAGE DAILY TEMPERATURE OF  
THE CITY OF CARIACICA, ESPIRITO SANTO, BRAZIL, USING THE METHOD OF  
TIME SERIES**

Wanderson de Paula Pinto<sup>1</sup>; Gemael Barbosa Lima<sup>2</sup>; Juliano Brás Zanetti<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Núcleo Integrado de pesquisa em Engenharia Ambiental – NUPEA - Departamento de Ciências Ambientais  
Faculdade da Região Serrana – FARESE – Santa Maria de Jetibá/ ES - Brasil  
[wandersondpp@gmail.com](mailto:wandersondpp@gmail.com)

<sup>2</sup>Núcleo Integrado de pesquisa em Engenharia Ambiental – NUPEA - Departamento de Ciências Ambientais  
Faculdade da Região Serrana – FARESE – Santa Maria de Jetibá/ ES - Brasil  
[gemaelbl@yahoo.com.br](mailto:gemaelbl@yahoo.com.br)

<sup>3</sup>Núcleo Integrado de pesquisa em Engenharia Ambiental – NUPEA - Departamento de Ciências Ambientais  
Faculdade da Região Serrana – FARESE – Santa Maria de Jetibá/ ES - Brasil  
[zanettijb@yahoo.com.br](mailto:zanettijb@yahoo.com.br)

**Resumo**

*O estudo de séries temporais consiste em extrair periodicidades relevantes nas observações, descrever seu comportamento e fazer previsões. Neste contexto, o presente trabalho teve por objetivo modelar, bem como realizar estudo de predição e previsão de uma série temporal de temperaturas médias diárias da cidade de Cariacica, ES. A análise estatística foi realizada no software R 2.15.1 (software livre) considerando 365 observações compreendidas entre o período de 01 de janeiro de 2012 e 31 de dezembro de 2012, de médias diárias de temperatura na estação de Cariacica/ES. A escolha do modelo mais adequado baseou-se no critério de informação de Akaike (AIC). Os modelos testados tanto para a modelagem como para a previsão apresentaram resultados acurados. Dentre os modelos ajustados, o modelo ARIMA (1,1,2) foi considerado mais adequado para fazer predições e previsão da temperatura média diária no município de Cariacica, ES.*

**Palavras-chave:** séries temporais; ARIMA; temperatura média diária do ar.

**Abstract**

*The study of time series consists in extracting relevant periodicities in the observations, describe your behavior and make prediction. In this context, this work has the aimed to model, as well as to realize study of prediction and forecasting of the daily average temperature time series from*

*Cariacica municipality/ES. The statistic analyze was realized in R 2.15.1 software (free software) considering 365 data monitored from January 1<sup>th</sup> to December 31<sup>th</sup>, 2012. The choice of the most appropriate model is based on the Akaike information criteria (AIC). The models tested for modeling and for forecasting showed accurate results. Among the adjusted models, the most appropriate was ARIMA (1,1,2) to prediction and forecasting daily average temperature prediction in Cariacica/ES.*

**Key-words:** time series; ARIMA; daily mean air temperature.

## 1. Introdução

Uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas no tempo de qualquer fenômeno aleatório. A análise de séries temporais consiste em encontrar relações de dependência existentes temporalmente nos dados, buscando-se identificar o mecanismo gerador da série com o objetivo de extrair periodicidades relevantes nas observações, descrever seu comportamento e fazer previsões (BAYER e SOUZA, 2010).

De acordo com Soncin e Corrente (2003) a análise de séries temporais é uma área da estatística dedicada ao estudo de observações que apresentam dependência no tempo e surgem nas mais variadas áreas de aplicação, como: Finanças, Marketing, Segurança, Meteorologia, Ciências Econômicas, Ciências Sociais, Energia, Medicina, Engenharia, entre outras. Ainda, segundo o mesmo autor, sua grande importância no momento se deve ao fato de identificar a natureza do fenômeno representado pela sequência de observações quando procura um padrão de comportamento, por prever a evolução futura da variável da série temporal através de um modelo matemático que descreva o comportamento das observações quando avalia a precisão das previsões, por estabelecer estratégias, por rever as decisões tomadas e repensar a planificação.

A análise de séries temporais aplicada a dados climatológicos tem atraído um interesse especial nos últimos anos, pois o clima interfere diretamente em muitas atividades econômicas, determinando o sucesso ou fracasso de vários empreendimentos. As séries temporais possibilitam estudar a existência de mudanças ao longo do tempo, em uma determinada variável, sendo importante instrumento para, por meio do comportamento passado, ajustar um modelo matemático para tendências e previsões futuras (CARGNELUTTI FILHO *et al.*, 2011).

Dentre os estudos desenvolvidos utilizando séries temporais, destaca-se o estudo realizado por Gemtzi e Stefanopoulos (2011). Os autores investigaram tanto os efeitos das condições

meteorológicas quanto das intervenções do homem sobre os aquíferos utilizando o modelo da classe ARIMA.

Segundo Varejão (2000) a temperatura média do ar à superfície reflete, de certa forma, a disponibilidade de energia às plantas e isto tem incentivado vários estudiosos a investigar sua relação com a rapidez com que se completa o ciclo vegetativo das culturas. A taxa de desenvolvimento de uma planta está diretamente relacionada com a temperatura do ar, de tal forma que o período de tempo entre diferentes estágios variará de acordo com ela, tanto ao longo da safra, quanto entre safras.

A partir da análise de séries temporais agrícolas ou climatológicas, é possível o ajuste de modelos estatísticos univariados de previsão. Tais modelos necessitam, basicamente, de um vetor de valores observados ao longo do tempo da variável climatológica de interesse. Entre os modelos tradicionais de previsão, destacam-se os modelos autorregressivos integrados de médias móveis (ARIMA) (Box *et al.*, 2008) e os algoritmos de alisamento exponencial (CHATFIELD e YAR, 1988). Os modelos consideram características temporais que os tornam adequados para a modelagem de variáveis climáticas, tais como: (i) sazonalidade; (ii) correlação serial ao longo do tempo e (iii) acomodação de séries não estacionárias.

Dada a importância de previsões confiáveis da temperatura do ar para diversos empreendimentos, vários estudos são conduzidos no intuito de se obter modelos que conduzam a estimativas cada vez mais precisas em diversas regiões do Brasil (CHECHI & BAYER, 2012; CAVALCANTI *et al.*, 2006; FERRAZ *et al.*, 1999; MARIN *et al.*, 2003; PEDRO JÚNIOR *et al.*, 1991; SEDIYAMA e MELO JÚNIOR, 1998).

Sousa *et al.* (2009) utilizaram os modelos de Box e Jenkins para a previsão das séries de precipitação e temperatura para a região central do Rio Grande do Sul. Os autores concluíram que essa técnica de modelagem foi capaz de preservar as características estatísticas da série de temperatura observada e, portanto, pode ser utilizada para a previsão da mesma.

Teixeira-Gandra *et al.* (2014) realizaram modelagem de séries de temperaturas médias, mínima e máxima anual para Pelotas, RS envolvendo uma variável explicativa utilizando modelos autorregressivos. Os autores concluíram que a inclusão de outra variável não apresenta ganho de informação na previsão das temperaturas máximas, médias e mínimas.

Diante do exposto, o presente trabalho teve como objetivo comparar, por meio de modelos de séries temporais, a qualidade do ajuste e a capacidade preditiva desses modelos para a variável

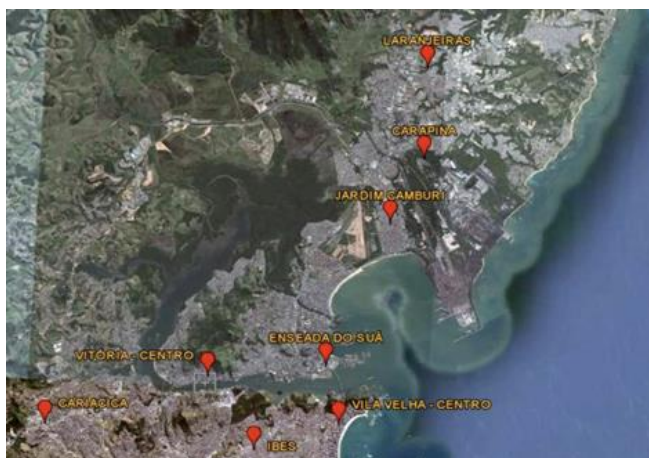
temperatura média diária do ar, monitorada na cidade de Cariacica/ES, os quais poderão ser utilizados como ferramenta de apoio a proposições estratégias mais adequadas, na busca de melhores condições de qualidade de vida, minimizando os impactos negativos, na maioria das vezes, gerados por atividades antrópicas.

## 2. Materiais e Métodos

### 2.1 Dados

Esse trabalho foi realizado na Região da Grande Vitória (RGV), constituída pelos municípios de Vitória, Vila Velha, Cariacica, Serra e Viana, Espírito Santo. A RGV possui uma Rede Automática de Monitoramento da Qualidade do Ar (RAMQAR) inaugurada em julho de 2000, de propriedade do Instituto Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos (IEMA). A referida rede é distribuída em oito estações localizadas nos municípios que compõem a RGV. A localização espacial das estações de monitoramento da RAMQAR está ilustrada na Figura 1.

Figura 1: Localização espacial das estações de monitoramento da qualidade do ar da RGV



Fonte: Google Earth

A RAMQAR monitora os seguintes parâmetros meteorológicos: Direção dos ventos (DV); Velocidade dos ventos (VV); Precipitação pluviométrica (PP); Umidade relativa do ar (UR); Temperatura (T); Pressão atmosférica (P) e Radiação solar (I). Os parâmetros meteorológicos monitorados em cada estação RAMQAR encontram-se na Tabela 1.

Tabela 1: Estações e parâmetros meteorológicos monitorados na RAMQAR

Estações	Parâmetros meteorológicos
Estação de Laranjeiras	-
Estação de Carapina	DV, VV, UR, PP, P, T, I
Estação de Jardim Camburir	-
Estação de Enseada do Suá	DV, VV
Estação de Vitória Centro	-
Estação de Ibes	DV, VV
Estação de Vila Velha	-
Estação de Cariacica	DV, VV, T

Fonte: Adaptado de Relatório da Qualidade do Ar da Região da Grande Vitória, 2010

Os valores das temperaturas médias do ar foram obtidos junto ao IEMA. Todos os dados de temperatura do ar foram fornecidos em médias horárias no decorrer de 24 horas. Dessa forma, foi preciso calcular a média aritmética diária. Foram consideradas 365 observações compreendidas entre 01 de janeiro de 2012 e 31 de dezembro de 2012, de médias diárias de temperatura na estação de Cariacica/ES. Toda a análise estatística foi realizada no *software* R 2.15.1 (*software* livre).

## 2.2 Modelo Autoregressivo Integrado Média Móvel [ARIMA (p,d,q)]

Uma série temporal  $\{X_t\}$  é dita um processo  $ARIMA(p, d, q)$  se,

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_0 + \theta_q(B)\varepsilon_t, \quad (1)$$

onde  $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$  e  $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$  são respectivamente polinômios autoregressivo estacionário e médias móveis invertível. Portanto,  $\{X_t\}$  é processo não estacionário que depois de diferenciado  $\nabla^d X_t (d \geq 1 \text{ e } \nabla = 1 - B)$  se transforma em processo estacionário e invertível  $ARMA(p, q)$ .

Quando  $d = 0$  o processo  $X_t$  é estacionário e  $\theta_0$  está relacionado com a média  $\mu = E\{X_t\}$ ,

$$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p). \quad (2)$$

Se  $\mu = 0$ , pode omitir-se  $\theta_0$ ; quando  $\mu \neq 0$ ,  $\theta_0$  é parâmetro que deve ser estimado.

Para  $d = 0$ , o modelo  $ARIMA(p, d, q)$  pode ser escrito na forma,

$$\Phi(B)U_t = \Theta_q(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

Onde  $U_t = (1 - B)^d X_t$  é o processo estacionário  $ARMA(p, q)$ .

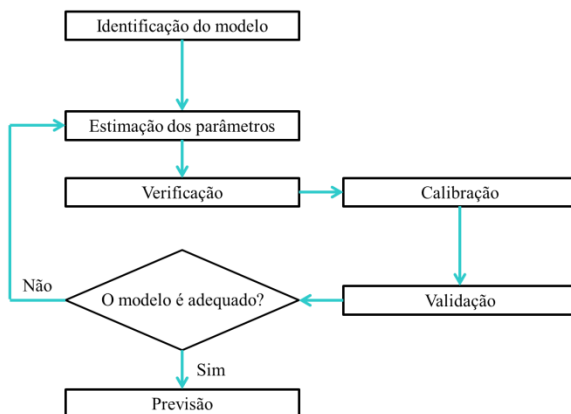
Quando  $d \geq 1$ , o processo  $X_t$  não é um processo estacionário. Para mais detalhes consultar em Box e Jenkins (2008), Brockwell e Davis (2002), Priestley (1983) e Wei (2006).

### 2.3 Metodologia de modelagem

No estudo de séries temporais o objetivo principal é encontrar um modelo apropriado que descreva o fenômeno gerador de cada série estudada. Nesta seção, abordam-se as etapas da metodologia de Box e Jenkins (1970) para o processo de escolha do melhor modelo que se ajusta ao conjunto de dados.

A metodologia de Box e Jenkins para o processo de construção e de ajuste do modelo está alicerçada em um ciclo iterativo que consiste nas seguintes etapas: (i) Identificação; (ii) estimação; (iii) previsão. A Figura 2 apresenta o fluxograma da metodologia proposta por Box e Jenkins.

Figura 2: Fluxograma da metodologia de Box e Jenkins adotada na realização da modelagem



Fonte: Adaptado de Figueredo e Blaco (2014)

A previsão de passos à frente é o cálculo do valor esperado de uma futura observação condicionada a valores passados e ao valor presente da variável, ou seja,

$$\widehat{X}_t(h) = E(X_{(t+h)} \mid X_t, X_{t-1}, \dots).$$

Onde  $\widehat{X}_t(h)$  é o valor estimado da variável  $X_t$  no horizonte de  $h$  períodos de tempos futuros com base em  $t$  observações passadas. O valor de  $X_{(t+h)}$  é calculado com o modelo que melhor se ajusta aos dados, ARMA(p,q) ou ARIMA(p,d,q).

Na aplicação da metodologia de séries temporais realizada neste trabalho, um dos principais objetivos foi fazer a comparação entre os modelos quanto ao seu desempenho no processo de ajustamento aos dados de temperatura do ar e uma das formas de verificar essa qualidade é o estudo de previsão.

### 3. Resultados e discussão

Nessa seção é apresentada a série analisada e realizadas as etapas de identificação do modelo, análise dos resíduos e adequação do modelo, assim como a previsão para períodos futuros.

#### 3.1 Ajuste dos Modelos

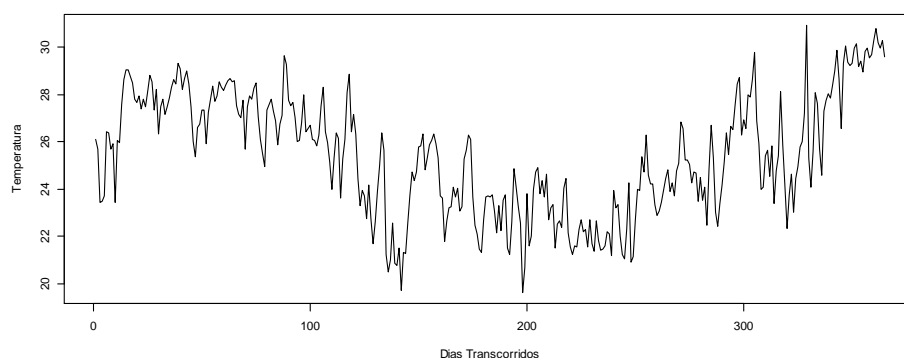
Uma análise visual nas Figuras 3 e 4 permite uma observação preliminar do comportamento da série em estudo. A Tabela 2 contém algumas estatísticas básicas para se ter uma ideia quantitativa sobre os dados de temperatura do ar. Verifica-se que a temperatura diária de Cariacica tem média de 25,43°C e máxima de 30,93°C. As maiores temperaturas médias do ar foram registradas no período de outubro a dezembro de 2012.

Tabela 2: Estatísticas descritivas da série de temperatura média diária do ar de Cariacica, ES ano de 2012

	Média	Desvio	Min	Max	Mediana
Série de temperatura	25,43	2,51	19,62	30,93	25,47

Fonte: Autoria própria (2014)

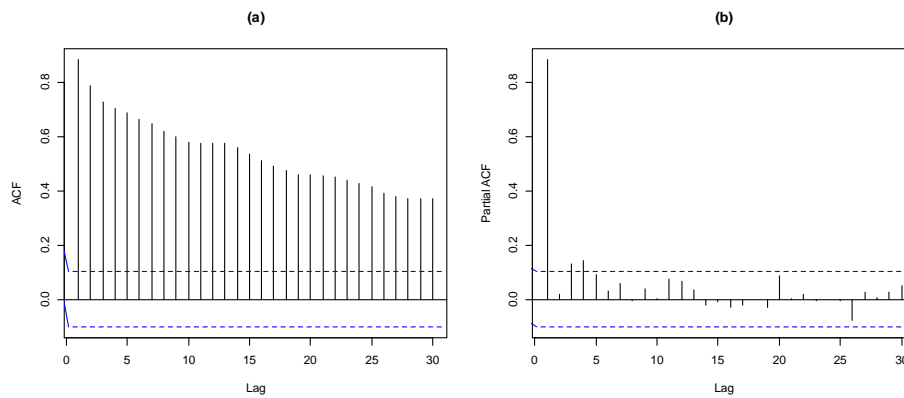
Figura 3: Série temporal de temperatura média diária do ar de Cariacica, ES no ano de 2012



Fonte: Autoria própria (2014)

Para fazer a identificação dos modelos é essencial estudar o comportamento da função de autocorrelação (FAC) e da função de autocorrelação parcial (FACP). A Figura 4 mostra a FAC e FACP da série de temperatura. Observa-se que a FAC apresenta um decaimento lento indicando uma parte Média móvel (MA). Percebe-se também que a série em estudo não apresenta sazonalidade.

Figura 4: Função de autocorrelação (a) e função de autocorrelação parcial (b) da série de temperatura média diária do ar de Cariacica, ES ano de 2012



Fonte: Autoria própria (2014)

O uso do teste de Dickey-Fuller aumentado (ADF) (DICKEY e FULLER, 1981) fornece uma maneira estatística adequada para definir se a série apresenta raiz unitária, sendo caracterizada, portanto como uma série não estacionária. O teste ADF realizado na série obteve uma estatística de  $\hat{\tau}_\mu = -1,8512$ , com um p-valor = 0,6398, desta forma, não é possível rejeita-se a hipótese nula, e conclui-se que a série possui uma raiz unitária. Após tomar a primeira diferença, a série torna-se estacionária na média.

No entanto, segundo o Wei (2006) o fato de uma série ser ou não estacionária na média não implica que ela seja não estacionária na variância. Dessa forma, para uma melhor adequação do modelo à série é preciso verificar a necessidade de se estabilizar a variância. Então, essa estabilização pode ser feita através de uma transformação como sugerida por Box e Cox (1964), no qual se estima o  $\lambda$  que resulta em um menor erro quadrático médio dos resíduos. Como o  $\lambda$  obtido para a série em estudo foi igual a 0,9104, ou seja, próximo de um, não se faz necessária a transformação.

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 dos modelos ARIMA e as estimativas dos parâmetros desses modelos. O critério de informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974) foi utilizado para escolher o melhor modelo.

O cálculo do critério AIC é feito da seguinte forma:

$$AIC(L) = m \ln(\hat{\sigma}_\varepsilon)^2 + 2L, \quad (4)$$

onde  $(\hat{\sigma}_\varepsilon)^2$  é a variância de  $(\sigma_\varepsilon)^2$ ,  $L$  é a função do número de parâmetro do modelo e  $m = n - p$  é o número de observações da série.

A variância residual estimada  $(\hat{\sigma}_\varepsilon)^2$  é calculada, para uma amostra n de um modelo ARMA (p,q), da seguinte maneira:



$$(\hat{\sigma}_\varepsilon)^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=p+1}^{n_1} (\hat{\varepsilon}_t)^2, \quad (5)$$

onde  $(\hat{\varepsilon}_t)^2$  é o estimador do resíduo,  $\varepsilon_t$ . Maiores detalhes podem ser vistos em Wei (2006), Gujarati (2006) e Akaike (1974). O melhor modelo é aquele que apresentar o menor AIC.

A Tabela 3 apresenta os modelos estimados para os estudos de previsão da série de temperatura média diária do ar de Cariacica, com os seus respectivos valores de AIC.

Tabela 3: Valores do AIC dos modelos ajustados à série de temperatura média diária do ar de Cariacica, ES ano de 2012.

MODELOS ARIMA(p,q)					
Parâmetros	(1,1,0)	(2,1,3)	(0,1,2)	(1,1,1)	(1,1,2)
AIC	1160,00	1128,01	1135,02	1126,81	1124,87

Fonte: Autoria própria (2014)

De acordo com o critério de AIC o modelo ARIMA(1,1,2) foi o que melhor ajustou os dados em estudo. A Tabela 4 contém os seus respectivos parâmetros e o erro padrão.

Tabela 4: Estatísticas do modelo escolhido

Modelo	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
ARMA(1,1,2)	$\phi_1$	0,5046	0,1113
	$\theta_1$	-0,6984	0,1139
	$\theta_2$	-0,1500	0,0721

Fonte: Autoria própria (2014)

Em um bom modelo de previsão, os resíduos do modelo ajustado devem ser ruído branco e apresentar distribuição normal (MORRETI e TOLOI, 2006). Para verificar se os resíduos são correlacionados, aplicou-se o teste de Ljung-Box (1978) (Tabela 5).

Tabela 5: Testes estatísticos de normalidade\* e correlação\*\* dos resíduos do modelo escolhido

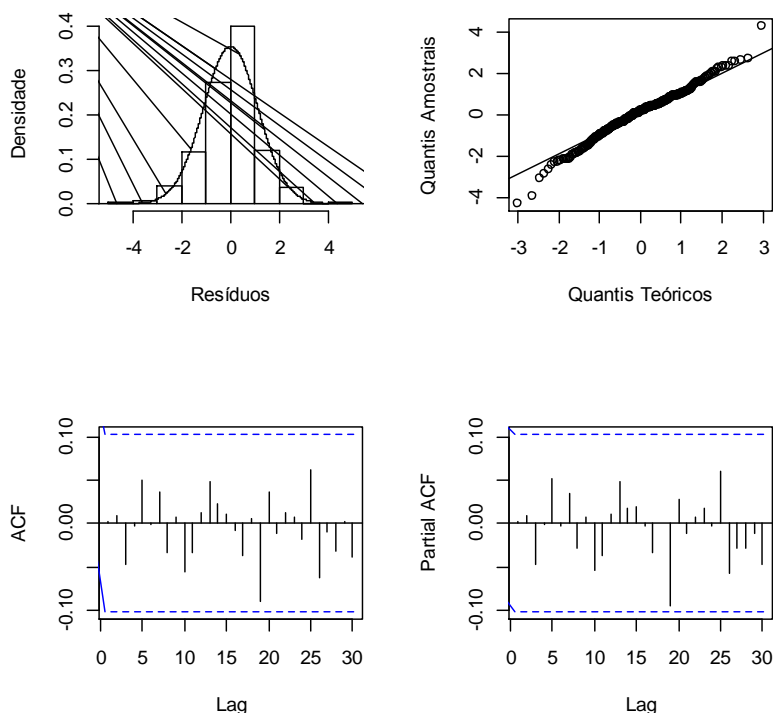
Teste	Modelo ARIMA(1,1,2)
	p-valor
Shapiro-Wilk*	0,0017
Jarque-Berra*	< 0,0001
Ljung-Box**	0,9732

Fonte: Autoria própria (2014)

Foram traçados o histograma e o QQ-plot, e calculados os testes de Shapiro-Wilk (1965) e Jarque Bera (1981) (Tabela 5) para verificar se os resíduos do modelo escolhido apresentam distribuição

normal. A Figura 5 mostra a análise residual e o correlograma residual do modelo escolhido. Assim, com base nos resultados da Tabela 5 e na Figura 5 pode-se verificar que os resíduos não são normalmente distribuídos, que já era esperado por se tratar de uma variável meteorológica. No entanto a análise residual valida o modelo para o passo de previsões. Observa-se que nenhuma autocorrelação (Figura 5) residual é significativamente diferente de zero. O teste de Ljung-Box indica que não se rejeita a hipótese nula de erros não autocorrelacionados. Portanto, conclui-se que este é um modelo adequado para fazer previsões.

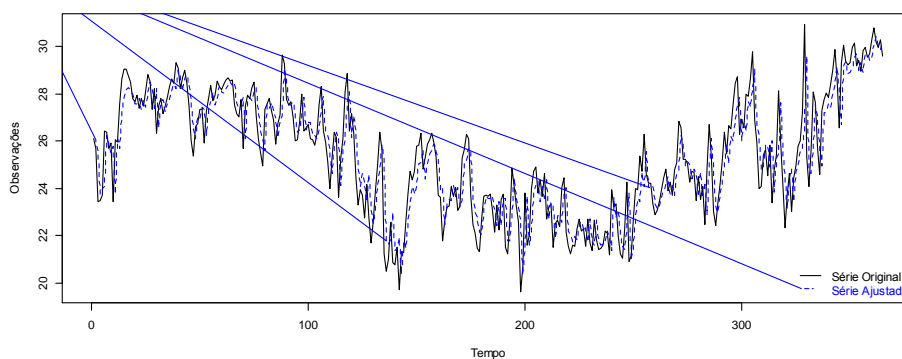
Figura 5: Histograma, QQ-Plot, ACF e PACF dos resíduos do modelo escolhido



Fonte: Autoria própria (2014)

A Figura 6 mostra uma análise visual dos dados ajustados pelo modelo e a série. Essa análise evidencia um bom desempenho do modelo, confirmada na análise residual, uma vez que este representa de maneira satisfatória os dados em estudo. No intuito de quantificar os erros no ajuste, algumas medidas de erros de predição são apresentadas na Tabela 6, que são relativamente baixos.

Figura 6: Valor observado e valor ajustado pelo modelo ARIMA(1,1,2) a série de temperatura média diária do ar de Cariacica, ES ano de 2012



Fonte: Autoria própria (2014)

Tabela 6: Avaliação dos erros de predição do modelo escolhido ARMA(1,1,2)

Medidas de erro	ARMA(1,1,2)
Erro Quadrático Médio (MSE)	1,2541
Erro Absoluto Médio (MAE)	0,8615

Fonte: Autoria própria (2014)

### 3.2 Estudo de Previsão

Nesta seção, é apresentado o estudo de previsão de um passo à frente para avaliar o desempenho do modelo ajustado. As medidas dos erros de previsão são apresentadas na Tabela 7, indicam que o modelo em estudo é melhor para fazer predição do que para previsão, medida de erro quadrático médio menor para o horizonte zero. Como é conhecido na literatura estatística, em geral modelos que apresentam melhores ajustes não necessariamente são os mais adequados para previsão (GRIPA *et. al.*, 2012). Neste contexto, já existem metodologias que exploram a combinação de modelos para o estudo de previsão, ideia que pode ser considerada em análises de séries temporais de variáveis meteorológicas, que é o caso do presente trabalho.

Tabela 7: Avaliação dos erros de previsões do modelo escolhido ARMA(1,1,2)

Medidas de erro	h=0	h=1
Erro Quadrático Médio (MSE)	0,4049	0,9968
Erro Absoluto Médio (MAE)	0,7345	0,7263

Fonte: Autoria própria (2014)

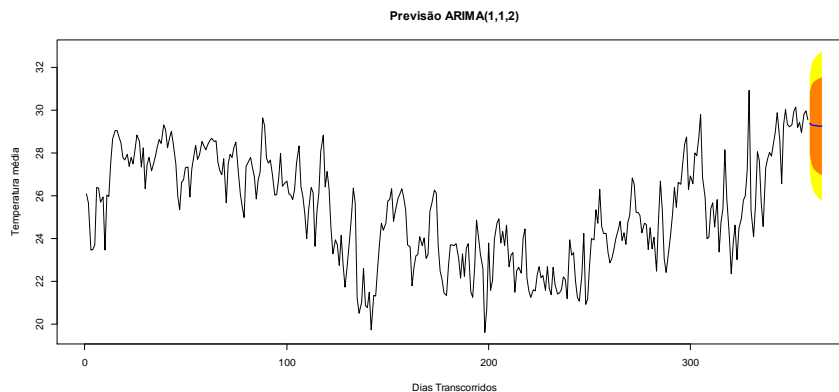
Uma análise visual pode ser feita na Figura 6, na qual temos ilustrado as previsões da temperatura. Os respectivos intervalos de confiança (IC), mostrados na Figura 7, são calculados com níveis de 95% de confiabilidade. A Tabela 8 contém os resultados das previsões de sete dias à frente, 25 a 31 de dezembro de 2012. Nota-se que as previsões estão próximas dos dados medidos, mas percebe-se também que o modelo, na previsão, não conseguiu capturar a variabilidade dos dados, tendendo a subestimar os dados reais.

Tabela 8: Previsão da temperatura média diária do ar de Cariacica, ES, para sete dias à frente.

Dia	Valor real	Valor previsto	Viés
25/12/2012	29,6795	29,3916	0,2879
26/12/2012	30,2900	29,3255	0,9645
27/12/2012	30,8033	29,2916	1,5117
28/12/2012	30,2070	29,2742	0,9328
29/12/2012	29,9716	29,2653	0,7063
30/12/2012	30,2875	29,2608	1,0267
31/12/2012	29,6162	29,2584	0,3578

Fonte: Autoria própria (2014)

Figura 7: Gráfico dos valores observados e sua previsão para sete dias à frente e intervalo de confiança de 95%



Fonte: Autoria própria (2014)

#### 4. Conclusão

Neste artigo, avaliou-se a qualidade do ajuste e a capacidade preditiva de um modelo de séries temporais que representasse a dinâmica de dados de temperatura média diária do ar na cidade de Cariacica/ES. Os modelos de séries temporais testados neste trabalho mostraram-se adequados para a modelagem e o estudo de previsão de dados climatológicos, apresentando resultados acurados.

Entre os modelos ajustados, o modelo ARIMA(1,1,2) foi considerado mais adequado para fazer previsões da temperatura média diária do ar na cidade de Cariacica/ES . Como parte de um estudo posterior, sugere-se o ajuste de modelos vetoriais autorregressivos, que podem enriquecer a capacidade preditiva.

## 5. Agradecimentos

Os autores agradecem ao Instituto Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos (IEMA) pelo fornecimento dos dados e à Faculdade da Região Serrana (FARESE) pelo apoio institucional.

## 6. Referências

AKAIKE, H., 1974: A New Look at The Statistical Model Identification. **IEEE Transactions Automatic Control**, vol AC 19, Nº 6, 716-723.

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

BERA A., JARQUE C. (1981). Efficient tests for normality, heteroskedasticity and serial independence of regression residuals: Monte Carlo evidence. **Economics Letter**, v. 7, p.313 – 318.

BOX G. COX DR. An analysis of transformations. **Journal of the Royal Statistical Society**. B.1964; 26(2): 211-252.

BOX, G. E. P. e JENKINS, G. M., 1970. **Time Series Analysis, Forecasting and Control**. Holden-Day.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time Series Analysis, Forecasting and Control**. Holden-Day. 2008.

BROCKWELL, P. & DAVIS, R. **Introduction to Time Series and Forecasting**, second edn, Springer Verlag. 2002.

CARGNELUTTI FILHO, A.; MATZENAUER, R.; MALUF, J. R. T.; RADIN, B. Modelo harmônico para a estimativa da temperatura do ar média mensal em diferentes locais do Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, v. 40, n. 9, p. 111-116, 2011.

CAVALCANTI, E. P.; SILVA, V. de P. R. da; SOUSA, F. A. S. Programa computacional para a estimativa da temperatura do ar para a Região Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.10, p.140-147, 2006.

CHATFIELD, C. & YAR, M. Holt-winters forecasting: some practical issues. **Journal of the Royal Statistical Society: Series D**, v.37, p.129-140, 1988.

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**, v.16, p.1321-1329, 2012.

- DICKEY, D.; FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. **Econometrica**, v. 49, n. 4, p. 1057-1073, 1981.
- FERRAZ, M. I. F.; SÁFADI, T.; LAGE, G. Uso de modelos de séries temporais na previsão de séries de precipitação pluviométricas mensais no município de Lavras, MG. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.7, n.2, p.259-267, 1999.
- FIGUEREDO, N. M.; BLACO, C. J. C. Simulação de vazões e níveis de água médios mensais para o rio Tapajós usando modelos ARIMA. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 19, p. 111-126, 2014.
- GEMITZI, A.; STEFANOPOULOS, K. Evaluation of the effects of climate and man intervention on ground waters and their dependent ecosystems using time series analysis. **Journal of Hydrology**, v.403. p. 130-140, 2011.
- GRIPA, W. R.; REISEN, V. A.; FAJARDO, F. A.; REIS Jr, N. C. Análise de predição e previsão das concentrações de material particulado inalável (PM<sub>10</sub>) na cidade de Carapina, ES. **Revista Brasileira de Estatística**, Rio de Janeiro, v. 73, n. 237, p. 37-57, jul./dez. 2012.
- GUJARATI. Damodar N.. *Econometria básica*. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier. 2006.
- LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a measure of lack of fit in time series models. **Biometrika**, v.65, p. 297-303, 1978.
- MARIN, F. R.; PANDORFI, H.; FERREIRA, A. S. Estimativa das temperaturas máximas, mínimas e médias mensais para o Brasil. In: **Congresso Brasileiro de Agrometeorologia**, 13, 2003, Santa Maria. Anais... Santa Maria: SBA, 2003.
- MORETTIN. P. A. & TOLOI. C. M. C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Egard Blucher, 2006.
- PEDRO JUNIOR, M. J.; MELLO, M. H. A.; ORTOLANI, A. A. ALFONSI, R. R.; SENTELHAS, P. C. **Estimativa das temperaturas médias mensais, das máximas e das mínimas para o Estado de São Paulo**. Campinas: IAC, 11p. Boletim Técnico, n.142. 1991.
- PRIESTLEY, M. B. **Spectral Analysis in Time Series**. Academic Press. 1983.
- Relatório de Monitoramento da Qualidade do Ar na Região da Grande Vitória 2000 - 2009. UFES. Departamento de Engenharia Ambiental (2010).
- SEDIYAMA, G. C. & MELO Jr., J. C. F. Modelos para estimativas das temperaturas normais mensais médias, máximas, mínimas, e anual no Estado de Minas Gerais. **Revista Engenharia na Agricultura**, v.6, n.1, p.57-61, 1998.
- SHAPIRO, S. S e WILK, M. B., 1965. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, 52, 591-611.
- SONCIN, C. A. & CORRENTE, J. E. **Uso de modelos de séries temporais para análise de dados de preços de ações**. 48ª Reunião da RBRAS e 10ª SEAGRO. Universidade Federal de Lavras. Lavras, 2003.
- SOUZA, A. M.; GEORGE, R.; FERRAZ, S. E. T. Previsão de precipitação e temperatura em Santa Maria por meio de um modelo estatístico. **Ciência e Natura**, v. 31, n. 1, p. 49-64, 2009.

TEIXEIRA-GAMDRA, C. F. A. et. al., (2014). Modelagem estocástica: previsão das temperaturas para a localidade de Pelota/RS/Brasil. **Revista Agroambiente** on-line, 8(1), 18–28.

VAREJÃO, M. A. S. **Meteorologia e Climatologia**. Brasília: INMET, Gráfica e Editora Stilo, 532p. 2000.

WEI. W. **Time Series Analysis: univariate and multivariate methods**. Pearson. Boston. 2 ed. 2006.

Recebido: 12/01/2015

Aprovado: 26/02/2015