

ESTUDO DO CLIMA NA REGIÃO DO BREJO PARAIBANO UTILIZANDO TÉCNICAS DE SÉRIES TEMPORAIS, PARA PREVISÃO COM O MODELO SARIMA

ADRIANA DE SOUZA COSTA¹, VERÔNICA GABRIELLA DE OLIVEIRA¹, ALÉCIO RODRIGUES PEREIRA¹, PÉRICLES DE FARIAS BORGES², LÁZARO DE SOUTO ARAÚJO²

¹Mestranda (o) em meteorologia. Universidade Federal de Campina Grande. Centro de Tecnologia e Recursos Naturais. Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas. Campina Grande, Paraíba, Brasil. E-mail: adriana_souza@hotmail.com; oliver.gabzinha@hotmail.com; aleciorp_@hotmail.com.

²Docente da Universidade Federal da Paraíba. Campus II. Centro de Ciências Agrárias. De areia Paraíba Brasil Departamento de Ciências Fundamentais e Sociais. Setor de Matemática e Estatística. Laboratório de Matemática, e-mail: periclesufpb@gmail.com

³Docente da Universidade Federal da Paraíba. Campus II. Centro de Ciências Agrárias. De areia Paraíba Brasil Departamento de Ciências Fundamentais e Sociais. Setor de Matemática e Estatística. Laboratório de Matemática, e-mail: lazaro.souto@hotmail.com

Recebido em agosto de 2015. Aceito em novembro de 2015. Publicado em dezembro de 2015.

RESUMO – Esse trabalho tem como objetivo apresentar um estudo da aplicação de modelos de séries temporais na análise de precipitação para o brejo paraibano, utilizando-se a descrição, o ajuste de modelo e a previsão da série. Utilizaram-se dados de precipitação mensais referente ao período de 1962 a 2014, totalizando 624 observações. O tratamento estatístico dos dados foi feito com o software R versão 2.13.0, utilizando-se as funções forecast, time series, urca e genecycle. Para comprovar a presença de tendência e estacionariedade nos dados realizou-se o teste Dickey-Fuller. Como medidas de erro de previsão e seleção de modelos foram utilizadas o MAPE, o AIC e o EQM. Como é esperada, a precipitação apresentou comportamento de forma muito irregular, devido à sazonalidade. Ainda foi feita análise de séries temporais aplicando os modelos de Box-Jenkins para realização de previsões. E foi certificado que o melhor método para o ajuste da série e previsão foi descrito pelo modelo SARIMA, o qual obteve um bom ajuste para a variável em estudo.

PALAVRAS-CHAVE: Séries temporais, Precipitação, Sarima.

CLIMATE STUDY IN THE REGION OF THE PARAIBANO SWAMP USING TECHNIQUES TIME SERIES TO PREDICTION WITH SARIMA MODEL

ABSTRACT – This paper aims to present a study of the application of time series models in precipitation analysis for the Paraíba swamp, using the description, the model fit and forecasting modules of the series. We used monthly rainfall data from the period of 1962 to 2014, totaling 624 observations. The statistical treatment of the data was done with the R version 2.13.0 software, using the forecast functions, time series, hooker and genecycle. To prove the presence of trends and stationary data we used the Dickey-Fuller test. As forecast error measures and selection of models the MAPE, AIC and NDE were used. As is expected, the precipitation showed a very uneven pattern due to seasonality. Nevertheless, a time series analysis was conducted by applying the Box-Jenkins models for conducting forecasts. It was found that the best method for adjusting the series and forecasting was provided by the SARIMA model, which yielded a good fit for the variables under study.

KEY WORDS: Time series, Precipitation, Sarima.

ESTUDIO DEL CLIMA EN LA REGIÓN EN EL BREJO PARAIBANO USANDO TÉCNICAS DEL SERIES DEL TIEMPO PARA PREVISIONES CON EL MODELO SARIMA

RESUMEN - Este trabajo tiene como objetivo presentar un estudio de la aplicación de modelos de series de tiempo en el análisis de la precipitación para el pantano de Paraíba, usando la descripción, el ajuste del modelo y la previsión de la serie. Utilizamos datos de precipitación mensual para el período 1962-2014, por un total de 624 observaciones. El tratamiento estadístico de los datos se realizó con el software de la versión R 2.13.0, utilizando las funciones de previsión, series de tiempo, Hooker y genecycle. Para demostrar la presencia de tendencia y los datos estacionarios se utilizó la prueba de Dickey-Fuller. También se utilizaron medidas de error de predicción y selección de modelos de MAPE, AIC y ECM. Como es de esperar, la precipitación mostró un patrón muy desigual debido a la estacionalidad. Sin embargo, se han realizado análisis de series temporales mediante la aplicación de los modelos de Box-Jenkins para realizar pronósticos. Y se certificó que el mejor método para el ajuste de la serie y la previsión ha sido descrito por el modelo SARIMA, que obtuvo un buen ajuste para las variables en estudio.

PALABRAS CLAVE: Series de tiempo, precipitación, Sarima.

INTRODUÇÃO

A precipitação é uma variável meteorológica importante e complexa que apresenta grande variabilidade espacial e temporal na região tropical. Sua forma de medida é muito simples, mas também é uma das variáveis mais difíceis de ser observada, uma vez que apresenta erros sistemáticos de observação, de exposição e de localização dos instrumentos (Molion e Bernardo 2002).

Uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas em intervalos de tempo, comumente iguais. Essas observações apresentam dependência serial e constituem um dos objetivos do estudo de séries temporais, analisar e modelar essa dependência (Maria et al. 2008). A principal técnica de análise de

série temporal é a metodologia desenvolvida por Box-Jenkins é apropriada para fazer a simulação, previsão e reconstrução (Monbet et al. 2007). Uma série temporal pode ser uma função x aleatória ou não determinística de uma variável independente t . Na maioria das situações, a função $x(t)$ será uma função do tempo, mas em outras situações pode ser uma função de outro parâmetro físico, como por exemplo, do espaço. Uma característica das séries temporais é que seu comportamento futuro não pode ser previsto exatamente, como seria o caso de uma função ‘determinística’ do tempo.

A análise de séries temporais, quando são aplicados a fatores climatológicos, acarreta especial interesse, visto que é evidente que

tais fatores exercem papel significativo no sucesso ou fracasso de muitos empreendimentos. Alguns modelos estatísticos mais utilizados em análise de séries temporais foram apresentados por La Torre e Cardoso (2001).

A precipitação é toda água que cai da atmosfera sobre a superfície terrestre sobre a forma líquida ou sólida (Silva 2005). É um retorno da água que é evaporada da superfície terrestre, completando o ciclo hídrico. A precipitação é resultante de alguns processos físicos e da umidade do ar, onde, o conhecimento dessa umidade indica a quantidade de precipitação que poderá ocorrer em um determinado local se as demais condições atmosféricas forem favoráveis (Vianello e Alves 1991). Outra variável que indica a chance de ocorrer precipitação é a pressão atmosférica, onde a redução de pressão pode estar ocorrendo devido um aumento de umidade na atmosfera.

Em estudos envolvendo radiação, se faz necessário conhecer a quantidade de água precipitável, a qual representa a quantidade de vapor d'água contida numa coluna vertical da atmosfera (Vianello e Alves 1991). Dos fenômenos meteorológicos de importância econômica para a sociedade a precipitação é sem dúvidas um dos mais importantes, uma vez que a abundância ou regime de chuvas muitas vezes limita a presença e o cultivo de determinadas espécies vegetais a uma área restrita e, além disso, grandes empresas e todas as pessoas de modo geral dependem da água para sobreviver.

A velocidade do vento, que contribui para que haja um maior ou menor fluxo de massa de ar; a temperatura, que permite a condensação da água, fazendo esta passar da fase gasosa para a fase líquida; a topografia do local, entre outros, são todos fatores que exercem influência para que ocorra ou não precipitação.

A região Nordeste do Brasil sofre com a irregularidade de chuva, irregularidades essas que variam de ano para ano. Segundo Silva et al. (2005) ao longo dos anos, essa região tem enfrentado grandes problemas em decorrência da irregularidade do seu regime pluvial, atingindo, principalmente, a agricultura e a hidrologia, sendo um fator limitante na produção e atividades agrícolas. A Paraíba sofre forte influência dessa irregularidade, onde em pesquisas, levando em consideração a precipitação, Silva (1996) e o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2015), determinaram que a Paraíba possui seis microrregiões, entre elas está o brejo.

A variação espacial da precipitação pluvial no Estado da PB é provocada por diferentes sistemas atmosféricos que atuam na costa Leste do NEB. Roucou et al. (1996), observaram que a precipitação pluvial no NEB também é associada aos movimentos verticais ascendentes de ar e à migração da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). As distribuições anuais e interanual das chuvas nas microrregiões do Estado da Paraíba são muito semelhantes àquelas das microrregiões circunvizinhas, a Paraíba apresenta estações chuvosas bem definidas, ou seja, no Sertão de janeiro a março, no Cariri e Agreste de março a maio e na Mata Paraibana de abril a junho (Silva et al. 1996).

O brejo paraibano apresenta em sua série histórica uma precipitação que propicia o cultivo de várias espécies vegetais de ciclo curtos e perenes, incluindo algumas exigentes em grandes quantidades hídricas. Entretanto nos últimos anos estações chuvosas irregulares, apresentando baixa precipitação média anual e, portanto, caracterizando sucessões de anos considerados secos tem comprometido a capacidade produtiva da região. Além disso, os anos secos resultam em baixas nos reservatórios hídricos que disponibilizam água para a região.

O brejo paraibano é uma região produtora de diversas culturas, que abastece inúmeras partes do Estado da PB com frutas, verduras, legumes, hortaliças e também bebidas como a cachaça, e através disso movimentam uma grande parte da economia regional e nacional. Portanto, a precipitação pluviométrica das microrregiões, tornam-se fatores limitantes ao bom desenvolvimento das culturas.

Então, devido a essa questão foi o principal motivador desse estudo que mostrará as peculiaridades da série, modelagem com a finalidade de prever os valores futuramente.

De acordo com Silva, Guimarães e Tavares (2008), a análise de séries temporais em dados climatológicos é de fundamental importância, visto que o descontrole ou desconhecimento de valores futuros para algumas variáveis relacionadas ao clima pode influenciar direta e negativamente a vida em sociedade, seja nas atividades e no lazer das pessoas, no planejamento das empresas (segmento industrial) e no gerenciamento da agricultura (Setor Rural).

Métodos estatísticos, como o SARIMA vêm sendo utilizados para previsões de parâmetros meteorológicos, entre outros fatores, então podem ser destacadas as pesquisas de Rocha (2011), Esquivel (2012) e Barbosa et al. (2015) como exemplos de eficiências do método.

No presente estudo, foi analisada uma série de precipitação média mensal da região do brejo do Estado da Paraíba, com o objetivo de representar o comportamento da série por meio da modelagem de dados com auto-correlação e do modelo auto-regressivo, verificando a existência de previsões com relação à precipitação.

MATERIAL E MÉTODOS

A população paraibana é estimada em 3.943.885 habitantes, o Estado ocupa 56.584,6 km² de área territorial brasileira composto por 223 municípios, estando limitado ao leste da região Nordeste do Brasil (NEB). Fazendo limites com: Norte do Rio Grande do Norte, ao Sul com Pernambuco, a Oeste com o Ceará, ao Leste com o Oceano Atlântico. O Estado paraibano possui seis regiões com climatologia bem homogênea (IBGE 2015).

O brejo paraibano é caracterizado por ser uma área que apresenta um maior índice pluviométrico, quando comparado com as demais microrregiões que compõem o estado da Paraíba, sem incluir o litoral, portanto é uma região que possui grande potencial produtivo. Sua população foi estimada em 116.437 habitantes (IBGE 2015), está dividida em oito municípios e possui uma área total de 1.202,1 km².

O parâmetro climatológico avaliado foi à precipitação entre os anos de 1962 a 2014, totalizando um intervalo de cinquenta e dois anos de dados, para cinco das oito cidades que compõem o brejo, sendo elas Alagoa Grande, Areia, Bananeiras, Serraria e Alagoa Nova. Os valores de precipitação foram tabulados considerando seus valores diários, onde a partir desses dados foram obtidas as médias mensais de cada ano. A partir das médias mensais anuais foram obtidas as médias de precipitação para cada mês no intervalo dos cinquenta e dois anos de dados que foram submetidos a tratamentos estatísticos.

A climatologia da distribuição da precipitação média mensal (mm) das microrregiões pluviometricamente homogêneas da Paraíba é mostrada na (Figura 1), estudos elaborados por Silva et al. (2004) e Brito e Braga (2005), através de técnicas de análise multivariada estabeleceram uma divisão em seis microrregiões pluviometricamente homogênea do Estado: Litoral, Brejo, Agreste, Cariri/Curimataú, Sertão e Alto Sertão com clima diferenciado. Neste trabalho foi realizada uma previsão pluviométrica para os doze meses de 2014 da microrregião do Brejo, com base numa série de dados de 52 anos, que varia de 1962 a 2014.

No Litoral, Brejo e Agreste o clima varia de tropical a úmido e semiúmido, com chuvas mais frequentes de março a julho as quais variam de 2000 mm a 800 mm, e os sistemas meteorológicos que contribuem de maneira significativa nas chuvas são Vórtice Ciclônico nos Altos Níveis Atmosféricos (VCAN), Distúrbios de Leste (DL) e ZCIT. As precipitações do Litoral e Brejo são em sua

maioria, provenientes dos sistemas ondulatórios ou DL (Yamazaki e Rao 1977; Menezes et al. 2008).

A região do Brejo situada próximo ao litoral paraibano apresenta características e regime climático semelhante ao litoral, porém, com índice pluviométrico bem abaixo da ordem 1200 mm anuais. No presente estudo esta região está representada pelas cidades de Areia, Alagoa Nova, Alagoa Grande, Bananeiras e Serraria, as quais têm comportamento pluviométrico semelhante.

Segundo Morettin e Tolo (1987), a construção dos modelos Box-Jenkins é baseada em um ciclo interativo, no qual a escolha do modelo é feita com base nos próprios dados. Segundo Box e Jenkins (1976) são três as etapas para construção do modelo, sendo elas a identificação, estimativa e verificação. Caso o modelo não seja adequado, o ciclo é repetido, voltando-se à fase de identificação. Um procedimento muito utilizado é identificar não só um único modelo, mas alguns modelos que serão então estimados e verificados. Quando se obtém um modelo satisfatório passa-se para a última etapa da metodologia de Box-Jenkins, que constitui o objetivo principal de realizar previsões.

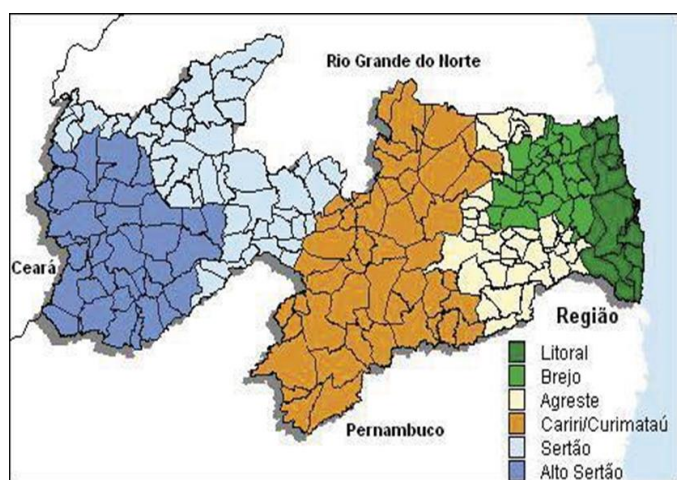


Figura 1. Localização geográfica das regiões pluviométricamente homogêneas do Estado da Paraíba. (Fonte: Brito & Braga 2005).

Na previsão da série temporal foram utilizados o modelo auto-regressivo de ordem p (AR) e a média móvel de ordem q (MA), que podem ser integrados, gerando os modelos ARIMA (p, d, q), ou seja, composto de $AR(p)$ e $MA(q)$ com d diferenciações. Essas diferenciações são referentes à estacionaridade, ou seja, podem ser aplicadas diferenciações na série até que esta estabilize no tempo. Em geral d assume os valores de 0, 1 ou 2, sendo que para $d = 0$ significa que nenhuma diferenciação foi aplicada.

Identificadas as características presentes na série temporal, optou-se por utilizar o modelo SARIMA multiplicativo, útil para modelagem de dados com auto-correlação periódica e inferior a um ano. O ARIMA (método auto-regressivo integrado de média móvel) é um método paramétrico e estatístico sendo descrito através de parâmetros.

Algumas séries temporais apresentam componente sazonal importante, onde é necessário modelar esta componente também para se obter um modelo mais fidedigno. Dessa forma foi utilizado o modelo ARIMA sazonal, conhecido como SARIMA (p, d, q) \times (P, D, Q) $_s$. Sendo “ s ” o período correspondente à sazonalidade. Os modelos ARIMA exploram a auto-correlação entre os valores da série em instantes sucessivos, mas quando os dados são observados em períodos inferiores a um ano, a série também pode apresentar auto-correlação para uma estação de sazonalidade “ s ”. Os modelos que contemplam as séries que apresentam auto-correlação sazonal são conhecidas como SARIMA.

Os modelos SARIMA contêm uma parte não sazonal, com parâmetros (p, d, q), e uma sazonal, com parâmetros (P, D, Q) $_s$.

É utilizado para analisar séries temporais que apresentam comportamento recursivo no tempo, por exemplo, a cada “ s ” períodos de tempo. Assim, se um comportamento se repete a cada ano, ou seja, com sazonalidade anual, então $s = 12$ meses. São denominados por SARIMA (p, d, q) \times (P, D, Q) $_s$, onde as letras maiúsculas denotam a parte sazonal do modelo e são análogas a p, d, q sendo que “ s ” funciona como descrito acima. Trata-se, portanto de um modelo multiplicativo geral considerando conjuntamente as partes sazonais e não sazonal.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O procedimento metodológico inicial consistiu em decompor a série em suas componentes de tendência, sazonalidade e a parte aleatória.

A Figura 1 apresenta o gráfico da série de precipitação média mensal das cidades que fazem parte do Brejo Paraibano e sua decomposição em componentes de valores observados, tendência, sazonalidade e parte aleatória.

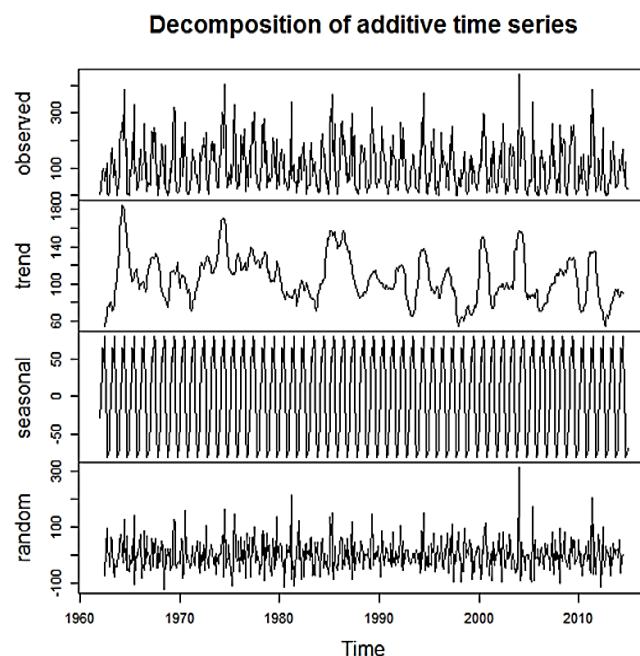


Figura 2. Série original e sua decomposição.

De acordo com Morettin e Tolo (2006), uma das suposições mais frequentes que se faz a respeito de uma série temporal é a de que ela seja estacionária, ou seja, ela se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. Na maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais, supõe-se que estas sejam estacionárias. Com isso, caso a série não seja estacionária, será necessário transformar os dados originais. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária. (Morettin e Tolo 2006, p. 5).

Segundo Stock e Watson (2004), para uma série de dados ser estacionária, suas variáveis não podem apresentar tendências e devem ser estáveis ao longo do tempo. Para as séries temporais, é importante que as variáveis sejam estacionárias ou passíveis de sua estacionariedade. Essa característica é fundamental para previsão do futuro com base na regressão de séries temporais, solidificando a premissa de que o futuro se comportará de acordo com o passado.

A figura 3 se refere às funções de auto-correlação e auto-correlação parcial da precipitação média das cinco cidades que compõem o Brejo Paraibano.

Essa figura indica que a série possui certa dependência, que pode ser notada principalmente no gráfico da função de auto-correlação pelo seu decaimento lento, essa característica também aponta para a não estacionariedade da série. A partir do gráfico da função de auto-correlação amostral verifica-se que a série pode não ser estacionária, para comprovar a presença de tendência nos dados procedeu-se o teste Dickey-Fuller.

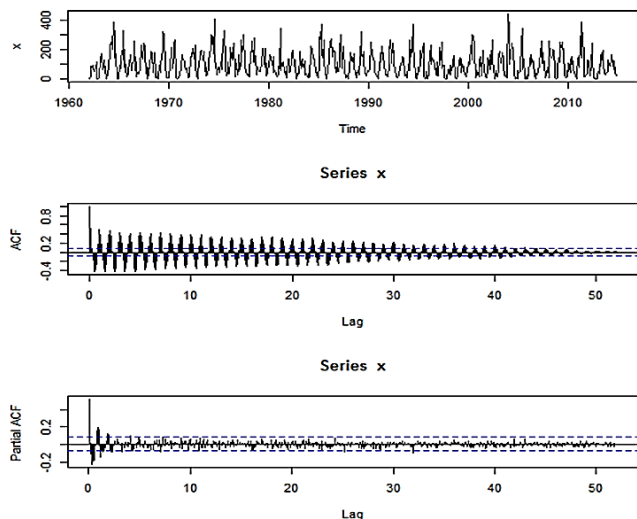


Figura 3. Função de auto-correlação e auto-correlação parcial.

Para identificar a ordem de integração da série temporal, procedeu-se o teste de raiz unitária de Dickey-Fuller, parte do pressuposto de que o processo gerador dos dados é um auto-regressivo de ordem um, AR (1). A ideia principal consiste em testar a hipótese de que $\rho = 1$ (por isso o nome raiz unitária). A não rejeição da hipótese nula implica que a série possui uma raiz unitária e não é estacionária. Neste caso, procedimentos matemáticos (diferenças) devem ser aplicados para estabilizar a média e variância dos dados.

Basicamente, o teste de raiz unitária Dickey-Fuller (DF) estima a seguinte auto-regressão:

$$\nabla y_t = (\rho - 1)y_{t-1} + \varepsilon_t$$

ou então,

$$\nabla y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Onde, $\nabla = (y_t - y_{t-1})$, ou seja, é o operador diferença e $\gamma = \rho - 1$. Neste caso, a hipótese nula (H_0) é de que exista pelo menos uma raiz unitária, logo a variável não é estacionária e $\gamma = 0$. Por sua vez, a hipótese alternativa (H_A) é que a variável seja fracamente estacionária nesse caso não há nenhuma raiz unitária e consequentemente, $\gamma < 0$.

Dickey e Fuller (1979) tabularam os valores críticos, através de simulações de Monte Carlo, e desenvolveram uma estatística τ (Tau) para testar formalmente o problema de raiz unitária. Se o valor absoluto da estatística τ calculado for maior que o valor tabulado por DF, aceita-se a hipótese nula, logo a série é não estacionária. Na tabela 1, temos que o τ é a estatística referente ao τ calculado e coeficiente z.lag.1 ao valor tabulado, como o τ calculado é maior que o coeficiente z.lag.1, então a série é não estacionária.

Tabela 1. Coeficientes estatísticos.

Coeficientes	1%	5%	10%
z.lag.1	-0.481	0.039	-2.246
Tt	-0.018	0.016	-1.149
τ (Tau)	-3.960	-3.410	-3.12

Para a série apresentada, foram aplicadas uma diferença de ordem 1 e ordem $s = 12$ para eliminar estas componentes. Dessa forma, podemos trabalhar a série temporal de forma invariante, ou seja, tornando-a estacionária, como pode ser visto os dados variam em torno de um valor médio e a variância aparentemente constante. Quando a série é corretamente diferenciada, a variância da série transformada diminui. Por outro lado, um excesso de diferenças aumentará sua variância. Após ser aplicada a diferença foi realizado novamente o teste Dickey-Fuller para conferir se a série se tornou estacionária, onde foi alcançada a estacionariedade da série ao nível de 10% de probabilidade, a hipótese H_0 foi rejeitada, pois o valor absoluto de τ calculado foi menor que o coeficiente z.lag.1, o valor τ ($-3.12 < z.lag.1 (-22.004)$).

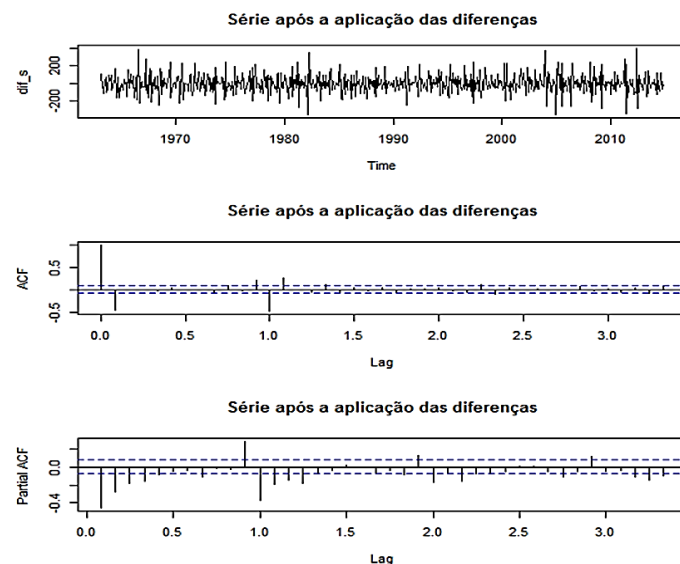


Figura 4. Série após ser aplicada as diferenças.

A presença de sazonalidade nos dados foi verificada através da análise espectral e pelo teste G de Fisher. Para o teste G de Fisher, o valor de $G (0.932) > Z (0.027)$ o que implica que a sazonalidade com periodicidade de 12 meses é significativa. O Periodograma demonstra que a maior densidade espectral (pico) está associada à frequência de 0,08333, o que implica em uma componente sazonal com periodicidade de $s = 12$ meses.

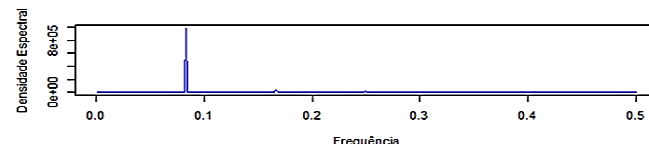


Figura 5. Análise espectral (Periodograma) da série.

A aplicação da metodologia Box & Jenkins consistiu em três etapas usuais: Identificação dos parâmetros do modelo, estimação e diagnóstico. Segundo Morettin e Toloi (2004), com a série estacionária, a identificação dos parâmetros ocorre como em um processo Autoregressivo de Médias Móveis (ARMA), via funções de

Autocorrelação (ACF) e Autocorrelação Parcial (PACF). Neste trabalho esta etapa foi conduzida simulando diversos modelos e selecionando os mais parcimoniosos por meio do Critério de Informação de Akaike (AIC).

Estes foram os seis modelos escolhidos mais parcimoniosos, segundo o critério AIC. Todos eles estimam resíduos que são ruído

branco, visto que o valor-p para os testes Ljung-Box foram superiores a 0,05, o que implica em resíduos independentes. O modelo SARIMA (3,1,1) x (2,1,1)₁₂ e o SARIMA (2,1,2) x (0,1,1)₁₂ apresentaram os menores valores de EQM, no entanto, o primeiro foi selecionado por possuir menor AIC (Tabela 2).

Tabela 2. Comparação entre modelos SARIMA

Modelo	Sarima	AIC	Ljung-Box (valor-p)	EQM (mm)	MAPE (%)
1	(1,1,1)x(0,1,)	6912.8	0.1471	2026.416	38.589
2	(3,1,1)x(2,1,)	6906.2	0.4070	1417.561	34.881
3	(2,1,2)x(0,1,)	6906.0	0.1635	2028.272	39.712
4	(2,1,2)x(0,1,)	6907.4	0.2849	1864.508	37.736
5	(2,1,2)x(1,1,)	6906.7	0.2993	1841.881	37.482
6	(3,1,2)x(2,1,)	6907.4	0.3924	1839.702	37.215

Foi obtido um bom ajuste do modelo selecionado aos dados, segundo os indicadores EQM e MAPE, pois foram os menores comparados com os outros modelos. Um dos métodos de escolha do melhor mecanismo de previsão é a comparação dos valores previstos com os valores observados da série, o que caracteriza a acurácia ou a capacidade preditiva do mecanismo utilizado.

Os três métodos mais populares de medição da acurácia utilizam os resíduos em seus cálculos (Kvanli, Pavur e Guynes 1999). Esses métodos são o desvio absoluto médio (MAD), o erro quadrático médio (EQM) e o erro percentual absoluto médio (MAPE). Observa-se que os nove valores reais de precipitação para o ano de 2014 situam-se dentro dos intervalos de confiança de 95% fornecidos pelo modelo ajustado (Tabela 3).

Tabela 3. Estatísticas para o Modelo Sarima (3,1,1) x (2,1,1)₁₂

Paramêtrros	Coefficientes	Erro Padrão
Auto Regressivo 1 (Φ_1)	0.221	0.039
Auto Regressivo 2 (Φ_2)	0.069	0.041
Auto Regressivo 3 (Φ_3)	0.099	0.040
Média Móvel 1 (θ_1)	-1.000	0.010
Auto Regressivo Sazonal 1 (Φ_1)	0.050	0.041
Auto Regressivo Sazonal 2 (Φ_2)	0.052	0.041
Média Móvel Sazonal 1 (θ_1)	-1.000	0.039

A ordem dos parâmetros p, P, q, Q do modelo SARIMA está relacionada à memória do processo, ou seja, de quantos valores passados são necessários para poder explicar o futuro. O modelo com p = 3 coeficientes autoregressivos (Φ_1, Φ_2, Φ_3) e q = 2 coeficientes de médias móveis (Φ_1, Φ_2) obtém estimativas para o tempo t considerando a contribuição de 3 valores passados regredidos e a soma ponderada de 2 erros aleatórios passados, mais o erro aleatório associado ao tempo t. O mesmo ocorre para a ordem dos parâmetros sazonais. Neste caso tem-se P = 2 coeficientes autoregressivos sazonais (Φ_1, Φ_2) e Q = 1 coeficiente de média móvel sazonal.

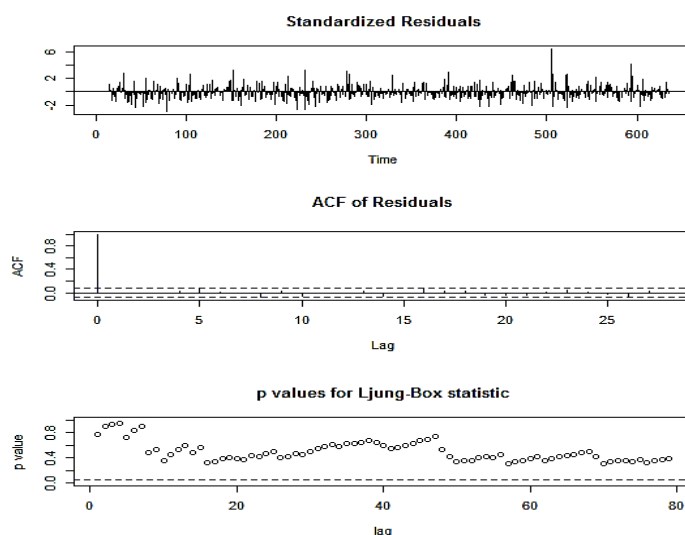


Figura 5. Pressuposições para o Modelo Sarima (3,1,1) x (2,1,1)₁₂.

Na Figura 5, além da ACF dos resíduos padronizados é possível verificar a homogeneidade dos mesmos. O gráfico apresenta o quão bem o modelo se ajusta aos dados. Nota-se por meio da figura que os resíduos apresentam uma distribuição aleatória sem apresentar tendência. Portanto, os resíduos são ruído branco, verificado através do teste de Ljung-Box e na análise gráfica que os resíduos se distribuem de forma homogênea.

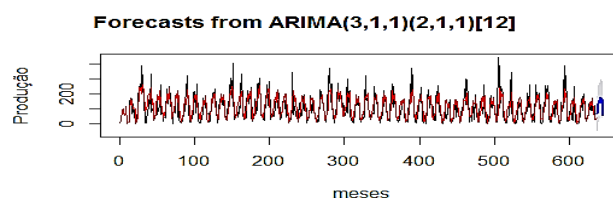


Figura 6. Previsão com o modelo Sarima.

A Figura 6 ilustra o ajuste de tal modelo aos dados históricos de precipitação média mensal da microrregião do Brejo (PB). Nota-se que os valores ajustados estão bem próximos dos reais, o que significa que o modelo conseguiu captar a dinâmica temporal da série.

Tabela 4. Estimativas da Precipitação para a microrregião do Brejo para o ano de 2014.

Meses	Valor Previsto	Valor Real
Janeiro	66.69	53.13
Fevereiro	91.24	133.20
Março	131.95	93.60
Abril	156.46	89.64
Mai	139.64	131.64
Junho	174.21	169.28
Julho	167.17	111.14
Agosto	96.93	68.20
Setembro	54.92	121.44
Outubro	18.65	43.52
Novembro	21.01	24.70
Dezembro	29.41	25.00

Na Tabela 4 são apresentadas algumas informações sobre a previsão para os 12 meses de 2014, com os valores previstos e reais. Destaca-se que previsões para um intervalo de tempo maior, podem ser obtidas se houver uma atualização periódica dos dados (semestralmente ou anualmente), isto é, se após o conhecimento de tais valores reais, estes forem incorporados ao conjunto de dados e a análise refeita, no intuito de agregar histórico de observações e captar novos padrões temporais.

CONCLUSÃO

Como verificado, a metodologia Box & Jenkins proposta mostrou-se adequada para a modelagem de dados climatológicos.

Verificou-se que a série de precipitação média da microrregião do Brejo não apresenta tendência de crescimento, podendo estes valores ser alterados devido à grande variabilidade espacial e temporal da precipitação, e desta forma terem um comportamento diferente do previsto com aumento, diminuição ou ficarem dentro do intervalo esperado. A série também possui uma componente sazonal com periodicidade de 12 meses. Neste sentido, empregou-se a metodologia Box & Jenkins para desenvolver previsões e obter estimativas da precipitação para os 12 meses de 2014.

Foram propostos seis modelos da classe SARIMA e pôde-se concluir que o modelo SARIMA (3,1,1) x (2,1,1)₁₂, obteve melhor ajuste aos dados, apresentado menor Erro Quadrático Médio (EQM), respectivamente, 1417.56 e MAPE = 34.88%, além de resíduos com características de ruído branco, o que corrobora a qualidade do ajuste. Além disso, as previsões para o ano de 2014 foram próximas dos valores reais. Isto significa que o modelo conseguiu captar a dinâmica temporal da série, reproduzindo principalmente a

sazonalidade presente nos dados. Isso é um ótimo resultado, principalmente devido às incertezas e imprevistos associados ao tempo e clima, que está diretamente relacionada à precipitação.

AGRADECIMENTOS

Ao CNPq e a CAPES, pelas bolsas de mestrado dos autores.

REFERÊNCIAS

- Barbosa, E. C.; Sáfadi, T.; Nascimento, M.; Nascimento, A. C. C.; Silva, C. H. O.; Manuli, R. C. Metodologia Box & Jenkins para Previsão de Temperatura Média Mensal da Cidade d Bauru (SP). **Revista Brasileira de Biometria**, São Paulo, v.33, n.1, p.104-117, 2015.
- Barbosa, M. Z.; Margarido, M. A.; Nogueira Júnior, S. Análise da Elasticidade de Transmissão de Preços no Mercado Brasileiro de Algodão. **Nova Economia**, v.12, n.2, jul./dez. p.79-108. 2002.
- Barbosa, E. C.; Sáfadi, T.; Nascimento, M.; Nascimento, A. C. C.; Silva, C. H. O.; Manuli, R. C. Metodologia Box & Jenkins para previsão de temperatura média mensal da cidade de Bauru (SP). **Rev. Bras. Biom.**, São Paulo, v.33, n.1, p.104-117, 2015.
- Box, G. E. P.; Jenkins, G. M. **Time Series Analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1970.
- Box, G. E. P.; Jenkins, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1976. 375 p.
- Braga, C. C.; Silva, B. B. Determinação de regiões pluviometricamente Homogêneas no Estado da Paraíba. In: Congresso Brasileiro de Meteorologia, 6, Salvador. **Anais...**, Salvador, p.200-205, 1990.
- Brito, J. J.; Braga, C.C. Chuvas no Estado da Paraíba em 2004. **Boletim da Sociedade Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 29, n.1, p.27-32, mar., 2005.
- Dickey, D. A; Fuller, W.A. Distribution of the estimator for auto-regressive time series with a unit root. **Journal of the American Statistical Association**, 74:427-31, 1979.
- Esquivel, R. de. M. **Análise Espectral: Modelagem de séries temporais através de estudos comparativos usando diferentes estratégias de previsão**. 2012. 174 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial do SENAI CIMATEC). SENAI CIMATEC, Salvador. 2012.
- IBGE** – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>. Acesso em Abr. de 2015.
- Kvanli, Alan H.; Pavur, Robert J.; Guynes, C. Stephen. **Introduction to business statistics: a computer integrated data analysis approach**. Dryden Press, 1999.
- La Torre, M. do R. D. de O.; Cardoso, M. R. A. Time series analysis in epidemiology: an introduction to methodological aspects. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v.4, n.3, p.145-152, 2001.
- Maria, I. S. Silva; Ednaldo C. G.; Marcelo, T. Previsão da temperatura média mensal de Uberlândia, MG, com modelos de

séries temporais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, vol.12, n.5, p. 1807-1929, 2008.

Menezes, H. E. A.; Brito, J. I. B.; Santos, C. A. C.; Silva, L. L. A. Relação entre a Temperatura da Superfície dos Oceanos Tropicais e a Duração de Veranicos no Estado da Paraíba. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v.23, n.2, p.152-161, 2008.

Molion, L. C. B.; Bernardo, S. O. Uma revisão da dinâmica das chuvas no nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.17, n.1, p. 1-10, 2002. 105.

Monbet, V.; Ailliot, P.; Prevosto, M. Survey of stochastic models for Wind and sea state time series. **Probabilistic Engineering Mechanics**, v. 22, p. 113- 126, 2007.

Morettin, P. A.; Toloí, C. M. **Séries Temporais**. 2. ed. São Paulo: Atual, 2006.

Rocha, J. V. de C. **Modelagem de dados meteorológicos da cidade de Recife utilizando a metodologia da análise de séries temporais**. 2011. 122f. Dissertação de mestrado (Mestre em Desenvolvimento de Processos Ambientais) – Universidade Católica do Pernambuco, Recife, 2011.

Roucou, P.; Aragão, J.O.R.; Harzallah, A.; Fontaine, B.; Janicot, S. Vertical motion, changes to Northeast Brazil rainfall variability: A GCM simulation. **International Journal of Climatology**, West Sussex, v.16, n.1, p.879-891, 1996.

Stock, J. H.; Watson, M. W. **Econometria**. São Paulo: Addison Wesley, 2004.

Silva, B.B.; Lopes, G.M.; Azevedo, P.V. Balanço de radiação em áreas irrigadas utilizando imagens landsat 5 – tm. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.20, n.2, 243-252, 2005.

Silva, M. I. S.; Guimarães, E. C.; Tavares, M. Previsão da temperatura média mensal de Uberlândia, MG, com modelos de séries temporais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.12, p.480-485, 2008.

Silva, V.P.R.; Azevedo, P.V.; Brito, J. I. B. Origem do máximo relativo de pluviometria no extremo Oeste do Estado da Paraíba. In: Congresso Argentino de Meteorología, 7, Congreso, e Latinoamericano e Ibérico de Meteorología, 7, 1996, Buenos Aires, **Anais...** Buenos Aires: Centro Argentino de Meteorólogos y Federación Latinoamericana Y Ibérica de Sociedade de Meteorologia, 1996. p.101-102.

Vianello, R. L.; Alves, A. R. **Meteorologia Básica e Aplicações**. Viçosa, MG: UFV, 1991. 449 p.

Yamazaki, Y. Rao. V. B. Tropical Cloudiness over South Atlantic Ocean. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, Tóquio-Japan, v. 55, n.2, p.204-207, 1977.