

## CAPÍTULO 8

# PREVISÃO DA PRECIPITAÇÃO MÉDIA MENSAL EM BEIRA, MOÇAMBIQUE: UMA ABORDAGEM COM MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Data de submissão: 15/02/2025

Data de aceite: 05/03/2025

### Francisco José Noris

Doutorando do Curso de Engenharia  
Agrícola, Departamento de Engenharia  
Rural

### Domingos Mário Zeca Fernando

Doutorando do Curso de Engenharia  
Agrícola, Departamento de Engenharia  
Rural

### Valéria Cristina Rodrigues Sarnighausen

Professora Doutora - Departamento de  
Bioprocesso e Biotecnologia da Faculdade  
de Ciências Agronômicas da UNESP –  
Botucatu

futuras e avaliado por meio dos critérios AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion), RMSE (Root Mean Square Error) e MAE (Mean Absolute Error). O modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,2) demonstrou o melhor desempenho, capturando com precisão a sazonalidade da precipitação. Os resultados deste estudo fornecem uma base científica relevante para políticas de mitigação climática e estratégias de resiliência na região costeira de Moçambique.

**PALAVRAS-CHAVE:** Agrometeorologia, Séries Temporais, SARIMA, Modelagem Climática, Previsão Sazonal

**RESUMO:** A previsão da precipitação é essencial para o planejamento agrícola, a gestão de recursos hídricos e a adaptação às mudanças climáticas. Este estudo apresenta uma análise detalhada da previsão da precipitação mensal na cidade de Beira, Moçambique, utilizando modelos de séries temporais. Foram aplicados testes estatísticos, como Shapiro-Wilks para normalidade, Mann-Kendall para detecção de tendências e Fisher para identificação de sazonalidade. O modelo SARIMA foi utilizado para projeções

## FORECASTING AVERAGE MONTHLY PRECIPITATION IN BEIRA, MOZAMBIQUE: A TIME SERIES MODELLING APPROACH

**ABSTRACT:** Rainfall forecasting is imperative for agricultural planning, water resource management and adaptation to climate change. This study presents a detailed analysis of monthly rainfall forecasting in the city of Beira, Mozambique, using time series models. Statistical tests were applied, including Shapiro-Wilks for normality, Mann-Kendall for detecting trends and Fisher for identifying seasonality. The

SARIMA (1,1,1)(1,1,2) model was employed for future projections, and its performance was evaluated using the AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion), RMSE (Root Mean Square Error) and MAE (Mean Absolute Error) criteria. The results indicated that the SARIMA (1,1,1) (1,1,2) model exhibited the optimal performance, accurately capturing the seasonality of rainfall. The results of this study provide a relevant scientific basis for climate mitigation policies and resilience strategies in the coastal region of Mozambique.

**KEYWORDS:** Agrometeorology, Time Series, SARIMA, Climate Modelling, Seasonal Forecasting

## 1 | INTRODUÇÃO

A precipitação exerce um papel fundamental na produção agrícola, no abastecimento de água e na regulação ambiental. Em Moçambique, um país caracterizado por climas tropicais e subtropicais, é imperativo compreender a variabilidade da precipitação para minimizar os impactos de fenómenos climáticos extremos, como secas e cheias.

A cidade da Beira, localizada na costa central de Moçambique, está a enfrentar desafios crescentes devido às alterações climáticas, com padrões de precipitação cada vez mais irregulares. Consequentemente, a utilização de metodologias estatísticas avançadas, tais como modelos de séries temporais, tornou-se imperativa para efeitos de previsão climática a curto e médio prazo.

Este estudo tem como objetivo desenvolver um modelo estatístico robusto para prever a precipitação mensal na cidade da Beira utilizando modelos SARIMA, que consideram componentes sazonais e tendências históricas nas séries temporais.

## 2 | FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

As habilidades de fazer previsões, facilita o melhor manejo nas atividades agrícolas, hidrologia, turismo, entre outras atividades sociais. Previsões climáticas são essenciais para o processo de tomada de decisões, frente as constantes mudanças climáticas que se registram nos últimos anos, mas ainda pela complexidade e mutações continuas dos dados (FATHI *et al.*, 2022; SILVA; GUIMARÃES; TAVARES, 2008).

Uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações de uma dada característica coletadas em sequência, sendo a sua maior característica a dependência dos dados vizinhos, podendo ser uma série contínua ou discreta e representada pela função matemática  $y = f(\text{tempo})$  (CHATFIELD, 2016; COSTA, 2019; PARMEZAN; BATISTA, 2016). Os modelos de previsão de séries temporais por diversas vezes exibem fortes tendências e variações sazonais que apresentam desafios no desenvolvimento de modelos de previsão efetivos (LIMA; CASTRO; CARTAXO, 2019).

## **2.1 Modelos de previsão de BOX & JENKINS**

A previsão de Box e Jenkins consiste no fato de uma série  $Y(t)$  e o modelo serem considerados como uma sequência, com uma distribuição normal que apresente ruído branco, que é um processo estocástico onde todas as variáveis aleatórias seguem uma distribuição normal de média zero, variância constante e as covariâncias nulas (LJUNG, REINSEL, JENKINS, 2016). O modelo de Box & Jenkins verifica a estacionariedade e a sazonalidade e identifica os parâmetros autorregressivos (AR), e de médias móveis (MA), em que se utiliza da diferenciação para obter dados estacionários e assim estimar um modelo (SAMAL *et al.*, 2019).

## **2.2 Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis Sazonal (SARIMA)**

O modelo SARIMA é comumente utilizado em dados cujo comportamento é não estacionário e é denotado por  $(p, d, q)(P, D, Q)$ , sendo que estes são números inteiros não negativos, onde  $p$  é a defasagem do modelo,  $d$  é o índice de diferenciação e  $q$  é o grau de média móvel (COSTA, 2019). O modelo SARIMA é o modelo que lida com as sazonalidade das séries, caracterizando as correlações no período sazonal e pelas observações próximas (MIRANDA, 2016).

# **3 I METODOLOGIA DA PESQUISA**

## **3.1 Localização e caraterização da área de estudo**

A cidade da Beira está localizada na região central de Moçambique, nas coordenadas  $19^{\circ} 51'$ sul e  $34^{\circ} 51'$ leste, a 6m do nível do mar, com uma extensão de  $633\text{ km}^2$ , as temperaturas variam de  $20^{\circ}\text{ C}$  a  $31^{\circ}\text{ C}$ , com uma precipitação mínima de  $10,5\text{ mm/mês}$  no mês de setembro e máxima de máxima de  $162,4\text{ mm/mês}$  no mês de janeiro, a umidade vai de 26% em julho a 100% em fevereiro. O clima da cidade da Beira, segundo a classificação de Koppen é *Aw* – clima tropical de savana (chuva no verão). Os dados foram obtidos plataforma *Langley Research Center* (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer>), sendo utilizados dados de precipitações medias mensais, observadas no período de janeiro de 1982 a dezembro de 2020, num total de 468 meses. Destes, 360 meses (30 anos) de dados serviram para testar os modelos e 108 meses (8 anos) foram utilizados para a validação dos modelos.

## **3.2 Análise estatística inicial**

Inicialmente, calculou-se a média, a mediana, o desvio padrão, o coeficiente de variação, o erro padrão, o primeiro e o terceiro quartil. Inferiu-se a normalidade estatística dos dados por meio do teste de Shapiro Wilks. O teste de Mann Kendall foi utilizado para verificar a tendência da série e o teste de Fisher para verificar a sazonalidade.

### 3.2.1 Modelos de Previsão

Antes do ajuste dos Modelos da classe SARIMA, a série foi suavizada e a sua variância estabilizada aplicando a raiz cúbica, devido a grande variabilidade dos dados e para garantir a qualidade do ajuste, a qual foi avaliada por meio do teste de Box Pierce, com base na estatística Q da função de autocorrelação (ESPINOSA; PRADO; GHELLERE, 2010).

Os modelos ajustados foram utilizados para previsões futuras e, através do critério de informação de Akaike (AIC), foi escolhido o modelo que melhor se ajusta aos dados, observando o menor valor do AIC (MIRANDA, 2016; WU *et al.*, 2021).

Devido à sazonalidade dos dados, foi utilizada a equação modificada de Ljung, Reinsel, & Jenkins (2016), representada pelos parâmetros  $(p,d,q)^*(P, D, Q)$ s e expressa pela equação 1 (ESPINOSA; PRADO; GHELLERE, 2010)

$$\varphi(B)\Phi(B^{12})(1 - B^{12})^D(1 - B)^d Z_t = \theta(B)\Theta(B^{12})a_t \quad (1)$$

sendo B o operador de translação para o passado, definido como  $B^m = Z_t - Z_{t-m}$ ;  $\varphi(B) = 1 - \varphi_1(B) - \dots - \varphi_p(B^p i)$ , representando a parte autorregressiva não sazonal ou estacionária de ordem p;  $\Phi(B^{12}) = 1 - \Phi_1(B) - \dots - \Phi_p(B^{p12} i)$ , representando a parte autorregressiva sazonal de ordem p e ordem sazonal de ordem 12;  $(1 - B^{12})^D$  é a sazonalidade de ordem D e estação 12;  $(1 - B)^d$  é a não sazonalidade de ordem d;  $\theta(B) = 1 - \theta_1(B) - \dots - \theta_q(B^q i)$  é a parte não sazonal de médias móveis de ordem q;  $\Theta(B^{12}) = 1 - \Theta_1(B^{12}) - \dots - \Theta_q(B^{q12} i)$  é a parte sazonal de médias móveis de ordem Q estação sazonal de ordem 12; é o ruído branco.

Para avaliar o desempenho do modelo foi utilizado o *Akaike's Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), erro médio quadrático (RMSE) e erro médio absoluto (MAE), na previsão de séries temporais, de acordo com as equações 3, 4, 5 e 6:

$$RMSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Z_i - \hat{Z}_i)^2 \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Z_i - \hat{Z}_i| \quad (4)$$

$$AIC = -2l(\xi) + 2k \quad (5)$$

$$BIC = -2l(\xi) + k \log(n) \quad (6)$$

Sendo  $Z_i$  e  $\hat{Z}_i$  valores observados e previstos no tempo i e n é o número de observações da precipitação mensal.  $l(\xi)$  é a função de log-verossimilhança maximizada e k é o número de parâmetros do modelo e o n é o número de observações da amostra.

O modelo que tiver o menor valor de AIC, BIC, RMSE e MSE é selecionado como o melhor o melhor modelo de previsão de poluição.

O ajuste dos modelos, validação e cálculo dos indicadores de desempenho foi realizado no ambiente R (R CORE TEAM, 2023), por meio do pacote *forecast* (HYNDMAN, ATHANASOPOULOS, *et al.*, 2023). Assim, foi possível criar um script que pode ser usado para fazer previsões a partir do modelo ajustado por meio da função “*forecast*”.

## 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.3 Análise estatística de dados

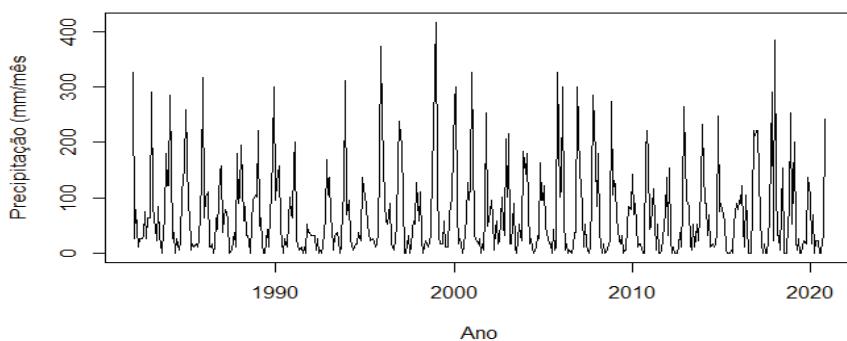
Inicialmente a série temporal de precipitação de Beira (Figura 1) foi caracterizada pelas estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 1. Observou-se que a precipitação média foi de 69,07mm/mês, com um desvio padrão de 79,31 mm/mês.

A precipitação máxima observada foi de 416,6 mm/mês (fevereiro de 1999) e a menor zero mm/mês (nos meses de julho a setembro e em alguns anos foi observado no mês de outubro). Em todo o período as menores precipitações se registraram no mês de setembro (Figura 1).

Cidade	Precipitação (mm)							
	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo	Erro padrão	Desvio Padrão
Beira	0	14,50	36.91	69.13	94.92	416.6	3.66	79.31

**Tabela 1:** Estatísticas descritivas da precipitação média mensal na cidade de Beira no período de 1982 a 2020

**Fonte:** Autores, 2023



**Figura 1:** Série de precipitações mensais (mm) na cidade da Beira no Período Janeiro de 1982 a Dezembro de 2020

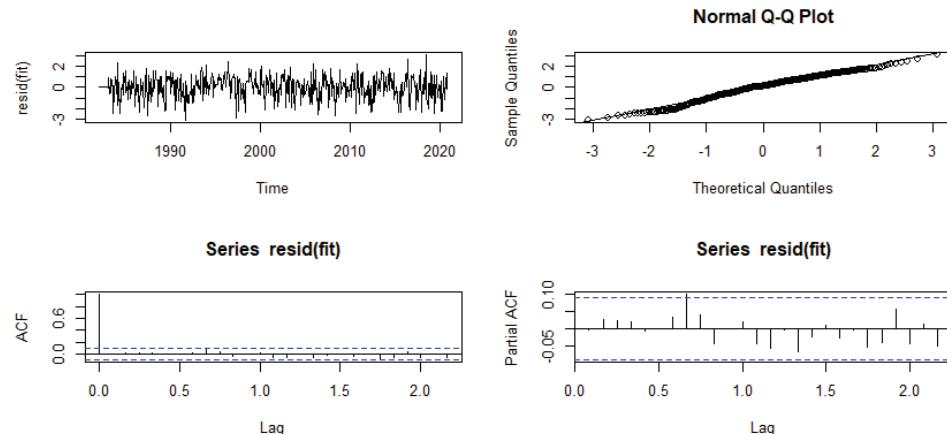
**Fonte:** Autores, 2023

Na Figura 1 demonstra a flutuabilidade da série temporal de precipitações médias mensais da cidade de Beira no período de janeiro de 1982 a dezembro 2020.

Pelo teste de Shapiro Wilk observou-se os resultados da estatística teste de  $w=0,79$  e o  $p\text{-valor}<0,05$ , logo rejeita-se a hipótese de normalidade da série e pelo teste de Mann Kendall rejeita-se a hipótese de tendência na série, pois o p-valor foi de 0,8724 (maior que a significância estatística de 0,05). Com o teste de Fisher verificou-se a existência de periodicidade na série, com o período maior de 12 meses e apresentou resultado significativo por possuir o p-valor menor que 0,05. Portanto existe sazonalidade na série, conforme o encontrado por trabalho relacionado ao tema (MORETTIN; TOLOI, 2006).

#### 4.4 Ajuste e avaliação de desempenho dos modelos de previsão

A série foi suavizada e a sua variância estabilizada utilizando a transformação raiz cúbica nos dados. Dois modelos foram ajustados: o modelo 1 foi o SARIMA (1,1,1) (0,1,1) e modelo 2 o SARIMA (1,1,1) (1,1,2). A análise dos resíduos foi avaliada pela Figura 2 do modelo 2 que melhor se ajustou aos dados, assim como a função *acf*, onde é possível estimar a autocorrelação e a função *pacf*, usada para as autocorrelações parciais.



**Figura 2:** Correlogramas de resíduos suavizados

**Fonte:** Autores, 2023

Observa-se na Tabela 2 que o modelo 2 apresentou melhor desempenho que modelo 1, indicando uma acuracidade adequada para ser utilizada na tomada de decisão. O modelo 2 apresentou-se melhor que o primeiro por conta do valor do AIC ser menor e pelos resíduos destes se constituírem resíduos brancos gaussiano com o valor o que torna os resultados fidedignos e o mesmo modelo apresentou valores baixos de RMSE e MAE (ROB J HYNDMAN; GEORGE, 2014).

Modelo 1	AIC	BIC	RMSE	MAE
Treinamento	1375,56	455,44	1,99	1,59
	1390,79	456,66		
Modelo 2	1269,12	438,94	2,29	1,79
	1291,97	454,26		

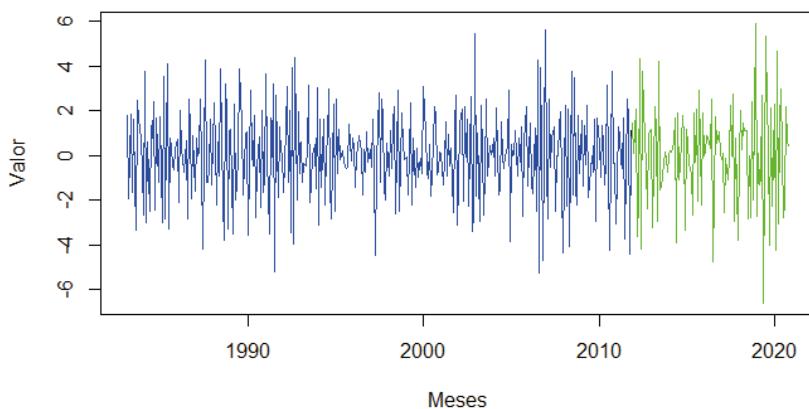
**Tabela 2:** Desempenho dos modelos

**Fonte:** Autores, 2023

O modelo 2, configurado como Sarima 2 (1,1,1) \* (1,1,2) pode ser reescrito pela equação 2:

$$(1-0,0468B)(1-B^{12})Z_t = (1+0,055B^{12})a_t \quad (2)$$

Na Figura 3, onde o eixo horizontal refere-se ao tempo (meses) do estudo e o eixo vertical representa a precipitação mensal padronizada, observa-se os valores previstos pelo modelo na etapa de treinamento (cor azul) e os valores previstos padronizados na etapa de validação (cor verde) é a validação do modelo.



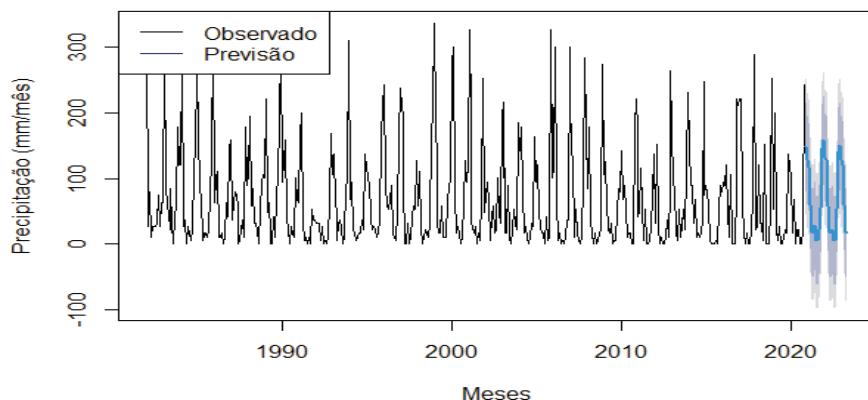
**Figura 3:** Teste e validação do modelo

**Fonte:** autores, 2023

O modelo 2 foi utilizado para previsão da série de precipitação para um total de 30 meses. Observando a Figura 4, pode-se perceber que existe uma tendência decrescente no regime de chuvas na cidade da Beira no período de previsão representada pela cor azul. Preta representa a precipitação observada no período de janeiro de 1982 a dezembro de 2020 e a cor azul representa a previsão da precipitação de 30 meses (janeiro de 2021 a junho de 2023).

Observa-se do gráfico que há uma certa continuidade nos dados previstos, com uma tendência minúscula de diminuição do regime de chuvas.

#### Previsão Sarima



**Figura 4:** Previsão série temporal para cidade da Beira por 30 meses

**Fonte:** Autores, 2023

Pela Figura 4, observa-se também que os valores previstos pelo modelo 2 estão muito próximos e o comportamento do gráfico não muda com relação aos dados observados. Sendo que este modelo pode ser usado para prever precipitações.

Tendo em conta a relevância da precipitação nas atividades agrícolas, turismos entre outros, esta pesquisa é um incentivo para estudos vindouros que estejam diretamente correlacionadas as diversas atividades praticadas na região, considerando que o uso de outros modelos estatísticos e ou uso de redes neurais, podem ser eficazes. A sazonalidade da distribuição de chuvas é uma informação útil a ser utilizada como ferramenta para as tomadas de decisão em campo.

## 5 | CONCLUSÕES

Observou-se nos dados de precipitação a ausência de tendência significativa e a presença forte da sazonalidade (verão e inverno). O modelo que melhor se ajustou os dados deste município e usado nas previsões foi o SARIMA (1,1,1) \* (1,1,2), o qual apresentou o menor valor de AIC (1269,12), sendo indicado como um modelo para previsão de precipitação na cidade da Beira.

## REFERÊNCIAS

CHATFIELD, C. *The Analysis Of Time Series An Introduction*. Journal of the American Statistical AssociationLondonChapman & Hall/CRC, , 2016.

COSTA, E. *Análise da Série Temporal de recipitação Total Mensal do Município de Cruz das Almas-BA*., 2019.

ESPINOSA, M. M.; PRADO, S. M.; GHELLERE, M. Uso do modelo SARIMA na previsão do número de focos de calor para os meses de junho a outubro no Estado de Mato Grosso. *Ciência e Natura*, v. 32, n. 2, p. 7–21, 2010.

FATHI, M. et al. Big Data Analytics in Weather Forecasting: A Systematic Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, v. 29, n. 2, p. 1247–1275, 28 mar. 2022.

GRETA M. LJUNG, GREGORY C. REINSEL, GWILYM M. JENKINS, G. E. P. B. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Fifth Edit ed. Lexington: John Wiley & Sons. Inc, 2016.

LIMA, J. E. C.; CASTRO, L. F. DE; CARTAXO, G. A. A. Aplicação do Modelo SARIMA na Previsão de Demanda no Setor Calçadista / Application of the SARIMA Model in the Forecast for Demand in the Footwear Sector. *ID on line REVISTA DE PSICOLOGIA*, v. 13, n. 46, p. 892–913, 29 jul. 2019.

MIRANDA, T. P. *Previsão da precipitação mensal do município de ouro branco – mg, por meio de modelos de séries temporais*., 2016.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de Séries Temporais*. 2. ed. São Paulo: Editora Blucher, 2006.

PARMEZAN, A. R. S.; BATISTA, G. E. DE A. P. A. DESCRIÇÃO DE MODELOS ESTATÍSTICOS E DE APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA PREDIÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS. p. 2662–2673, 2016.

R Core Team (2023). R: A Language and Environment for Statistical Computing\_. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>.

ROB J HYNDMAN; GEORGE, A. Forecasting: Principles and Practice. **Principles of Optimal Design**, n. September, p. 421–455, 2014.

SAMAL, K. K. R. et al. **Time Series based Air Pollution Forecasting using SARIMA and Prophet Model**. Proceedings of the 2019 International Conference on Information Technology and Computer Communications. **Anais...** New York, NY, USA: ACM, 16 ago. 2019. Disponível em: <<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3355402.3355417>>

SILVA, M. I. S.; GUIMARÃES, E. C.; TAVARES, M. Forecast of monthly mean temperatures in Uberlândia, Minas Gerais, Brazil using time series models. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 12, n. 5, p. 480–485, 2008.

WU, X. et al. The development of a hybrid wavelet-arima-lstm model for precipitation amounts and drought analysis. **Atmosphere**, v. 12, n. 1, p. 1–17, 2021.