

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA

Renata Gusmão Viotti de Carvalho

**ANÁLISE DA VARIABILIDADE CLIMÁTICA EM BELO  
HORIZONTE NO PERÍODO DE 01/1961 - 12/2022**

Belo Horizonte

2023

Renata Gusmão Viotti de Carvalho

**ANÁLISE DA VARIABILIDADE CLIMÁTICA EM BELO  
HORIZONTE NO PERÍODO DE 01/1961 - 12/2022**

Monografia de especialização apresentada ao Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Especialista em Estatística.

Área de concentração: Estatística

Orientadora: Profa. Dra. Ela Mercedes Medrano de Toscano

Coorientador: Prof. Dr. Luis Alberto Medrano Toscano

Belo Horizonte

2023

2023, Renata Gusmão Viotti de Carvalho.  
Todos os direitos reservados

Carvalho, Renata Gusmão Viotti de

C676a Análise da variabilidade climática em Belo Horizonte  
no período de 01/1961 - 12/2022/ Renata Gusmão  
Viotti de Carvalho — 2023.  
51.f. il.

Orientadora: Ela Mercedes Medrano de Toscano.  
Coorientador: Luís Alberto Toscano Medrano  
Monografia (especialização) - Universidade Federal  
de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas,  
Departamento de Estatística.  
Referências: 48-51.

1. Estatística. 2. Análise de séries temporais. 3.  
Previsão 4. Clima – Belo Horizonte (MG). I. Medrano de  
Toscano, Ela Mercedes. II. Toscano Medrano, Luís  
Alberto. III. Universidade Federal de Minas Gerais I.  
Instituto de Ciências Exatas, Departamento de  
Estatística. IV. Título.

CDU 519.2 (043)

Ficha catalográfica elaborada pela bibliotecária Belkiz Inez Rezende Costa  
CRB 6/1510 Universidade Federal de Minas Gerais – ICEX



**Universidade Federal de Minas Gerais**

**E-mail:**

**Instituto de Ciências Exatas**

**Tel: 3409-**

**9-5924**

**Departamento de Estatística**

**P Programa de Pós-Graduação / Especialização**

**Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha**

**31270-901 - Belo Horizonte - MG**

## **ATA DO 276º. TRABALHO DE FIM DE CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA DE RENATA GUSMÃO VIOTTI DE CARVALHO.**

Aos vinte e sete dias do mês de fevereiro de 2023, às 08:00 horas, com utilização de recursos de videoconferência a distância, reuniram-se os professores abaixo relacionados, formando a Comissão Examinadora homologada pela Comissão do Curso de Especialização em Estatística, para julgar a apresentação do trabalho de fim de curso da aluna **Renata Gusmão Viotti de Carvalho**, intitulado: “*Análise de variabilidade climática em Belo Horizonte no período de 01/1961 a 12/2022*”, como requisito para obtenção do Grau de Especialista em Estatística. Abrindo a sessão, a Presidente da Comissão, Professora Ela Mercedes Medrano de Toscano – Orientadora, após dar conhecimento aos presentes do teor das normas regulamentares, passou a palavra à candidata para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores com a respectiva defesa da candidata. Após a defesa, os membros da banca examinadora reuniram-se sem a presença da candidata e do público, para julgamento e expedição do resultado final. Foi atribuída a seguinte indicação: a candidata foi considerada Aprovada condicional às modificações sugeridas pela banca examinadora no prazo de 30 dias a partir da data de hoje por unanimidade. O resultado final foi comunicado publicamente à candidata pela Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, a Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente Ata, que será assinada por todos os membros participantes da banca examinadora. Belo Horizonte, 27 de fevereiro de 2023.

Documento assinado digitalmente

**gov.br**

ELA MERCEDES MEDRANO DE TOSCANO

Data: 04/07/2023 20:01:36-0300

Verifique em <https://validar.it.gov.br>

**Prof.ª Ela Mercedes Medrano de Toscano (Orientadora)**  
**Departamento de Estatística / ICESS / UFMG**

Documento assinado digitalmente

**gov.br**

LUIS ALBERTO TOSCANO MEDRANO

Data: 06/07/2023 17:45:25-0300

Verifique em <https://validar.it.gov.br>

**Prof. Luis Alberto Medrano Toscano (Co-Orientador)**  
**UFRRJ**

Documento assinado digitalmente

**gov.br**

GUILHERME LOPES DE OLIVEIRA

Data: 05/07/2023 22:57:25-0300

Verifique em <https://validar.it.gov.br>

**Prof. Guilherme Lopes de Oliveira**  
**DECOM / CEFET-MG**

Documento assinado digitalmente

**gov.br**

MARIO ERNESTO PISCOYA DIAZ

Data: 05/07/2023 18:51:26-0300

Verifique em <https://validar.it.gov.br>

**Prof. Mario Ernesto Piscoya Diaz**  
**IME / UFG**

## Resumo

As variações climáticas ocorrem de forma natural, porém são potencializadas e aceleradas por causas geradas pela humanidade. Analisando os dados histórico da precipitação e temperaturas máxima e mínima de Belo Horizonte no período de 1961 a 2022, foi possível perceber que o clima da região tem sofrido variações com aumento de volume de chuvas e aumento das temperaturas. A previsão é de suma importância para que seja possível criar um plano de ação para mitigar essas variações descontroladas. A partir da análise das séries temporais de precipitação e temperaturas, foi possível identificar um modelo para cada uma delas capaz de descrever a série e acompanhar a sazonalidade e tendência, quando existia. Para a precipitação, o modelo encontrado foi o SARIMA  $[0,0,0][1,1,0]_{[12]}$ , tanto para a série de temperatura máxima quanto para temperatura mínima, o modelo encontrado foi o SARIMA  $[2,0,0][0,1,1]_{[12]}$ . A partir desses modelos foi possível criar a previsão para o ano de 2023. Tanto a análise descritiva dos dados quanto a análise das previsões mostraram que as mudanças climáticas na cidade de Belo Horizonte estão aceleradas. Para precipitação foi possível perceber que chuvas com grandes volumes de água estão ocorrendo e devem continuar a ocorrer com grande frequência, aumentando os desastres como alagamentos e desmoronamentos. Para as temperaturas, a tendência crescente é bem visível e a previsão é de que continue assim a não ser que medidas sejam tomadas para frear esse aquecimento. Uma das maiores causas do aquecimento global é o efeito estufa e, pela análise descritivas das séries, foi possível associar uma leve queda na tendência crescente nos anos de 2020 e 2021 com o período de confinamento em que houve redução na emissão de gases de efeito estufa. Em 2022, com o fim do isolamento, as temperaturas voltaram a subir. A partir dessa pesquisa percebe-se a importância de um plano de ação para desacelerar as mudanças climáticas na cidade de Belo Horizonte.

Palavras chave: variações climáticas; séries temporais; previsão.

## **Abstract**

Climate variations occur naturally but are enhanced and accelerated by human-generated causes. When analyzing historical data of precipitation and maximum and minimum temperatures in Belo Horizonte from 1961 to 2022, it was possible to perceive that the regional climate has been suffering variations such as an increase in rainfall volumes and temperatures. It is very important to forecast each one of them in order to create an action plan to mitigate those uncontrolled variations. From time series of precipitation and temperatures, it was possible to identify a model to each one of them that allows describing the series and follow it every season and its trend, when it exists. The model adopted was the SARIMA [0,0,0][0,1,1][12] for precipitation, and to both, maximum and minimum temperatures, the model found was SARIMA [2,0,0][0,1,1][12]. Based on these models it was possible to create a forecast for 2023. Both the descriptive analysis of the data and the analysis of forecasts showed that climate changes in the city of Belo Horizonte are accelerated. For precipitations, it was possible to notice that rains with large volume of water are occurring and they are expected to continue occurring with frequency, increasing disasters such as flooding and landslides. For temperatures, the rising trend is clearly visible and the forecast is that it will remain the same, unless actions are taken to stop this heating. One of the biggest causes of global warming is the greenhouse effect and, through the descriptive analysis of the series, it was possible to associate a slight drop in the growing trend in the years 2020 and 2021 with the period of confinement in which there was a reduction in the emission of greenhouse gases. In 2022, with the end of isolation, temperatures rose again. Based on this research, it is noticed the importance of an action plan to slow down climate change in the city of Belo Horizonte.

Keywords: climate variations; time series; forecast.

## Lista de figuras

Figura 1: Clima do Brasil. ....	15
Figura 2: Medidas de tendência central e variabilidade da precipitação e temperaturas máxima e mínima. ....	24
Figura 3: Precipitação média mensal ao longo do tempo. ....	25
Figura 4: Boxplots, histograma e decomposição da série de precipitação. ....	25
Figura 5: Funções de autocorrelação para precipitação. ....	27
Figura 6: Estatísticas do modelo para precipitação. ....	27
Figura 7: Análise dos resíduos. ....	28
Figura 8: Estatísticas dos resíduos do modelo para precipitação. ....	28
Figura 9: Estatísticas dos modelos de Holt-Winters aditivo para precipitação. ....	29
Figura 10: Período de validação dos modelos. ....	29
Figura 11: Comparativo entre as estatísticas de acurácia dos modelos analisados para o período de validação. ....	29
Figura 12: Temperatura média máxima mensal ao longo do tempo. ....	30
Figura 13: Boxplots, histograma e decomposição da série de temperatura máxima. ....	31
Figura 14: Funções de autocorrelação para temperatura máxima. ....	32
Figura 15: Estatísticas do modelo SARIMA para temperatura máxima. ....	32
Figura 16: Análise dos resíduos. ....	33

Figura 17: Estatísticas dos resíduos do modelo SARIMA para temperatura máxima. .....	33
Figura 18: Estatísticas dos modelos de Holt-Winters para temperatura máxima. ....	34
Figura 19: Período de validação dos modelos. ....	34
Figura 20: Comparativo entre as estatísticas de acurácia dos modelos analisados para o período de validação.....	35
Figura 21: Temperatura mínima média mensal ao longo do tempo. ....	35
Figura 22: Boxplots, histograma e decomposição da série. ....	36
Figura 23: Funções de autocorrelação para temperatura mínima.....	37
Figura 24: Estatísticas do modelo SARIMA para temperatura mínima. ....	37
Figura 25: Análise dos resíduos. ....	38
Figura 26: Estatísticas dos resíduos do modelo SARIMA para temperatura mínima. .....	38
Figura 27: Estatísticas dos modelos de Holt-Winters para temperatura mínima. ....	39
Figura 28: Período de validação dos modelos. ....	39
Figura 29: Comparativo entre as estatísticas de acurácia dos modelos analisados para o período de validação.....	40
Figura 30: Medidas de tendência central e variabilidade da precipitação e temperaturas máxima e mínima obtidas como previsão do modelo.....	41
Figura 31: Precipitação média mensal observada e prevista ao longo do tempo.....	42
Figura 32: Temperatura máxima média mensal observada e prevista ao longo do tempo. ....	42



Figura 33: Temperatura mínima média mensal observada e prevista ao longo do tempo. ....	43
Figura 34: Média por década para cada variável. ....	43
Figura 35: Média de precipitação por década. ....	44
Figura 36: Média da temperatura máxima por década.....	44
Figura 37: Média da temperatura mínima por década.....	44

## Sumário

1. Introdução .....	11
1.1. Justificativa.....	11
1.2. Objetivo geral .....	11
1.2.1. Objetivos específicos.....	12
2. Referencial Teórico .....	13
2.1. Clima.....	13
2.1.1. Relação do clima com a sociedade .....	13
2.1.2. Análise do clima de Belo Horizonte .....	14
2.1.3. Causas das mudanças climáticas.....	16
2.2. Análise de séries temporais .....	16
2.2.1. Modelos ARIMA e SARIMA .....	18
2.2.2. Modelos de Holt-Winters .....	19
2.2.3. Medidas de Acurácia .....	20
3. Metodologia.....	22
4. Análise de resultados .....	24
4.1. Análise descritiva .....	24
4.2. Análise da série de precipitação média mensal .....	24
4.2.1. Modelo SARIMA .....	27

4.2.2. Modelo Holt-Winters aditivo .....	29
4.2.3. Período de validação .....	29
4.3. Temperatura máxima média mensal .....	30
4.3.1. Modelo SARIMA .....	32
4.3.2. Modelos de Holt-Winters .....	34
4.3.3. Período de validação .....	34
4.4. Temperatura mínima média mensal.....	35
4.4.1. Modelo SARIMA .....	37
4.4.2. Modelos de Holt-Winters .....	39
4.4.3. Período de validação .....	39
4.5. Previsão .....	40
5. Considerações finais .....	46
Referências .....	49

## 1. Introdução

Segundo Mendonça (2000), apesar de se ter levado muito tempo para que os meios social e natural fossem associados, já foi possível perceber o quanto o ser humano é capaz de interferir nas características naturais de uma região.

As alterações do clima causados direta ou indiretamente pelo homem englobam, além das variações de temperatura, outros desastres naturais como secas, incêndios, derretimento das calotas polares.

Espíndola e Ribeiro (2020) afirmam que, segundo dados da Undesa (2020), em 2019 55% da população já vivia em cidades e que em 2050 a previsão é que esse número aumente para 68%. Os mesmos autores alertam que as cidades intensificam as alterações no clima de uma região, sendo locais de desmatamento e pontos de grandes atividades industriais, aumentando a emissão de gás carbônico (CO<sub>2</sub>), principal gás causador do efeito estufa.

### 1.1. Justificativa

Nunca foi tão importante o conhecimento dos sistemas climáticos, sua interferência na sociedade e o levantamento das alterações ocorridas com base em dados históricos.

Nas últimas décadas pesquisas sobre variações climáticas foram desenvolvidas e se pôde observar que a variação no clima tem ocorrido de forma acelerada e nunca vista antes. Diante dessa situação se torna necessária a previsão da situação climática para realização de projetos de prevenção e recuperação dessas variações ocorridas.

### 1.2. Objetivo geral

Dessa forma o objetivo dessa pesquisa foi analisar e obter um modelo preditivo para a precipitação e temperaturas máxima e mínima da cidade de Belo Horizonte.

### 1.2.1. Objetivos específicos

- Realizar a análise descritiva das séries de precipitação, temperatura máxima, mínima.
- Utilizando a ferramenta Rstudio, obter um modelo satisfatório que descreva cada uma das séries de precipitação, temperatura máxima e mínima.
- Avaliar os modelos obtidos no que se refere aos resíduos e capacidade de predição.
- A partir dos modelos obtidos, prever os dados para os próximos 12 meses.
- Fazer análise e conclusão a partir dos dados das séries e dos fornecidos pela previsão do modelo.

## 2. Referencial Teórico

### 2.1. Clima

Conforme Cavalcanti *et al.* (2015) o tempo é o que sentimos no dia a dia, frio, calor e chuva. A média das condições do tempo ao longo de algumas décadas é o que define o clima. “O tempo é o que vemos acontecer, o clima é o que esperamos que aconteça.”

Durante a trajetória da Terra em torno do Sol, as diferentes exposições aos raios solares definem as quatro estações do ano. A região próxima ao equador, os trópicos, é a que recebe maior energia dos raios solares. As características de cada estação, temperatura e precipitação, vão variar em função de alguns fatores, dentre eles a altitude, a distância até os oceanos e a distância até os trópicos. (CAVALCANTI *et al.*, 2015)

Espíndola e Ribeiro (2020) afirmam que as cidades vêm sofrendo com as consequências das mudanças climáticas e que elas mesmas contribuem para sua intensificação. Segundo Apollaro e Alvin (2017) *apud* Espíndola e Ribeiro (2020), a quantidade de desastres climáticos foi quatro vezes maior nos últimos trinta anos.

#### 2.1.1. Relação do clima com a sociedade

Segundo Mendonça (2000) o meio natural e o meio social eram pouco associados apesar de, ao longo da história, existir interação tanto benéfica quanto maléfica entre a sociedade e o clima.

Foram fenômenos climáticos que contribuíram para a atenção da humanidade às questões ambientais. Um exemplo foi a elevada mortalidade da população de Sahel na década de setenta, decorrida de um período de seca na região chamando a atenção para as proporções em que problemas sociais podem chegar quando associados a fenômenos naturais. (MENDONÇA, 2000)

Graves problemas ambientais, já evidenciados nas décadas de sessenta e setenta, como o aquecimento global, inundações e secas, alertam para a importância do clima na interação sociedade-natureza. (MENDONÇA, 2000)

Assis (2010) afirma que o clima das cidades é uma modificação de um clima local por serem sistemas complexos e com contínuos processos de mudança. Verticalização e impermeabilização do solo provocam grande modificação do clima, sendo percebíveis na variação da temperatura e da precipitação, apesar de fatores naturais poderem amenizar os efeitos da urbanização.

Os autores Babazadeh e Shamsnia (2014) e Balibey e Serpil (2015) *apud* Dimri, Ashmad, Sharif (2020) afirmam que o estudo do clima é baseado na análise das séries de temperatura e precipitação. Pazvakawambwa e Ogunmokun (2013) e Wang et al. (2013) *apud* Dimri, Ashmad, Sharif (2020) concluem que a análise desses fatores é importante para o planejamento estratégico da gestão de desastres naturais.

Lamarre e Pagney (1999) *apud* Mendonça (2000) propõem o controle dos riscos climáticos com o intuito da amenização dos impactos ambientais a partir de três passos. Os autores levantam a necessidade de previsão como o primeiro passo, seguido da prevenção e, como terceiro passo, a reparação.

Segundo Landsberg (1981) *apud* Vilela (2007) o primeiro estudo sobre o clima foi publicado em 1818 e já em 1885 diferenças em relação ao resfriamento da cidade foram observadas comparando cidade e campo. Vilela ainda afirma que, apesar do grande número de estudos sobre o clima, poucos abordam balanço energético e modelos preditivos.

### 2.1.2. Análise do clima de Belo Horizonte

Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), devido a sua grande extensão territorial, o Brasil apresenta áreas com diferentes características climatológicas, são três tipos de clima no país, como pode ser observado na Figura 1.

Belo Horizonte pertence ao estado de Minas Gerais que está situado na região sudeste do país que, como pode ser observado na Figura 1, apresenta clima tropical. Segundo Cavalcanti *et al.* (2015) as regiões central e sudeste apresentam estações bem definidas de seca, no inverno, e chuva, no verão.

Figura 1: Clima do Brasil.



Fonte 1: IBGE Educa

Assis (2010) aponta que o município de Belo Horizonte foi tema de diversos trabalhos, inclusive relacionados à caracterização do clima, avaliando principalmente o comportamento da temperatura e da precipitação.

Ribeiro e Moi (1985) e Assis e Gontijo (1996) *apud* Assis (2010) evidenciaram indícios do aumento da temperatura para Belo Horizonte e em análises constataram o aumento de  $0,4^{\circ}\text{C}$  na média anual nos períodos de 1931 a 1960 e 1961 a 1990.

Ribeiro e Moi (1985) *apud* Assis (2010) verificaram sinais de aumento da temperatura, no período entre 1937 e 1982, e variação nos picos de precipitação. Tais mudanças foram associadas a degradação do meio ambiente e na formação de ilhas de calor.

Com o intuito de analisar as influências do Oceano Pacífico no clima de Belo Horizonte, Lucio, Toscano e Abreu (1999) estudaram o clima da cidade no período de 1960 a 1989. Os autores identificaram influências do El Niño,



ocorrido nos anos de 72/73 e 76/77, tanto na temperatura quanto na precipitação, puderam identificar um período de estiagem do ano 1967 até 1977.

### 2.1.3. Causas das mudanças climáticas

As mudanças climáticas ocorrem de forma natural, periodicamente, ao longo de centenas de milhares de anos. Segundo Dias (2006), nos tempos atuais tem sido preocupante pela velocidade em que essas mudanças estão ocorrendo.

A América do sul também é afetada pelos efeitos do El Niño, aquecimento das águas equatoriais, e La Niña, resfriamento dessa região, que são considerados efeitos naturais. Porém as temperaturas e correntes dos oceanos podem estar sofrendo variações causadas pelo efeito estufa (DIAS, 2006).

O efeito estufa, que consiste em uma camada de gases que permite a entrada de luz solar, mas impede a saída do calor, tem sido a causa apontada para essas variações de temperatura e alterações nos picos de chuva.

A criação de cidades e impermeabilização do solo também são causas de mudanças climáticas, em São Paulo por exemplo foi percebido um aumento de temperatura e de chuvas fortes se comparado com regiões mais distantes dos centros urbanos (DIAS, 2006).

## 2.2. Análise de séries temporais

Uma série temporal é um conjunto de dados analisados ao longo do tempo e registrados em períodos constantes. É possível enumerar vários exemplos como gráfico de controle de processo produtivo, valores mensais do IPCA, vendas diárias de uma empresa. A análise de uma série temporal investiga o padrão não aleatório que influenciou os dados e permite fazer previsões para o futuro. (MORETTIN e TOLOI, 2006)

Migon, em notas de aula, afirma que a investigação do padrão influenciador da série compreende descrever o comportamento da série, encontrar

periodicidade e justificar seu comportamento. Ainda segundo o autor, realizar previsões para o futuro possibilita elaboração de planos de curto, médio e longo prazo e apropriadas tomadas de decisões.

Segundo Gutierrez (2003) uma série temporal pode apresentar três componentes, tendência, sazonalidade e ciclo, essa última são oscilações suaves e repetidas ao longo da série, mas que não apresentam variações periódicas.

Os modelos de uma série temporal podem ser aditivos ou multiplicativos, como demonstrado nas equações abaixo.

$$Z_t = T_t + S_t + a_t$$

$$Z_t = T_t \times S_t \times a_t$$

Onde:

- Z é a variável;
- t o instante de tempo;
- $T_t$  (componente tendência): indica crescimento, decrescimento ou estabilidade;
- $S_t$  (componente sazonalidade): fenômenos que ocorrem ao longo da série e que se repetem a cada período como dias e meses;
- $a_t$  (erro): variações não explicadas e que apresentam comportamento aleatório.

A previsão de séries temporais é parte do processo de tomada de decisão a partir da análise dos dados, seja de forma simples ou complexa. Vários são os procedimentos estatísticos que podem ser utilizados para previsão. (GUTIERREZ, 2003)

Os Modelos Univariados incluem modelos com uma única série histórica, podendo ser modelos de regressão, de médias móveis, ajustamento sazonal,

suavização exponencial e os modelos auto-regressivo integrados de médias móveis (ARIMA). (GUTIERREZ, 2003)

Segundo Dimri, Ashmad, Sharif (2020) os auto-regressivo integrados de médias móveis (ARIMA) e auto-regressivo integrados de médias móveis sazonal (SARIMA) são os melhores para entender as variações de temperatura e precipitação.

### 2.2.1. Modelos ARIMA e SARIMA

Gutierrez (2003) afirma que os modelos ARIMA, do inglês “Auto-Regressive Integrated Moving Average model”, têm como princípio básico de que a série temporal é gerada por um processo estocástico da qual a natureza pode ser representada por meio de um modelo. A notação do modelo é ARIMA (p,d,q) onde:

- p é o número de parâmetros auto-regressivos;
- d é o número de diferenciações para que a série se torne estacionária,
- q o número de parâmetros de médias móveis.

Casos particulares para séries temporais estacionárias (d=0):

- ARMA(p,q);
- modelo autoregressivo AR(p)
- modelo de médias móveis MA(q).

O modelo ARIMA pode ser descrito por:

$$W_t = (1 - B)^d Y_t \sim ARIMA(p, d, q)$$

O modelo ARIMA com sazonalidade é denominado SARIMA. A sua notação é SARIMA (p,d,q) (P, D, Q)<sub>s</sub> em que s é o número de períodos em cada estação e P, D e Q são o número de parâmetros auto-regressivos, o número de diferenciações e o número de parâmetros de médias móveis da parte sazonal. (DIMRI, ASHMAD, SHARIF, 2020)

A obtenção do modelo SARIMA se dá identificando os melhores valores de  $p$ ,  $d$ ,  $q$ ,  $P$ ,  $D$  e  $Q$  que vão gerar um modelo com resíduos de ruído branco. (DIMRI, ASHMAD, SHARIF, 2020)

O modelo SARIMA pode ser descrito por:

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)W_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t$$

onde:

$\phi_p(B) = 0$  é o polinômio autorregressivo de ordem ( $p$ );

$\theta_q(B) = 0$  é o polinômio de médias móveis de ordem ( $q$ );

$\Phi_p(B^S) = 0$  é o polinômio autorregressivo sazonal de ordem ( $P$ );

$\Theta_Q(B^S) = 0$  é o polinômio de médias móveis sazonal de ordem ( $Q$ );

$a_t$  é um processo ruído branco com  $E(a_t) = 0$  e  $\text{Var}(a_t) = \sigma^2$ ;

Para escolha do modelo é necessário verificar se os resíduos são ruídos branco (DIMRI, ASHMAD, SHARIF, 2020), ou seja, se apresentam média igual a zero e variância constante e se são independentes entre si.

### 2.2.2. Modelos de Holt-Winters

Segundo Hyndman e Khandakar (2008) modelos de suavização tem como propósito identificar o padrão que influencia a série e distingui-lo de qualquer outro ruído.

Modelo de suavização simples é indicado quando a série não apresenta tendência ou sazonalidade.

$$a_t = \alpha x_t + (1 - \alpha) \cdot a_{t-1}, \text{ com } 0 < \alpha < 1$$

onde:

$a_t$  = nível da série, como uma estimativa da média ponderada;

$\alpha$  = suavização.

Segundo Bueno (2012) *apud* Sá (2021) a existência de sazonalidade e tendência na série definem a forma de suavização de Holt-Winters a ser utilizada.

Modelo de Holt-Winters:

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha).(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta.(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta).T_{t-1}$$

$$S_t = \gamma.(Y_t - T_t) + (1 - \gamma).S_{t-p}$$

onde:

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1}$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

### 2.2.3. Medidas de Acurácia

A medida de qualidade AIC (Informação de Akaike) é uma importante medida para avaliar a qualidade do ajuste, ela estima a quantidade de informação perdida em um determinado modelo. O critério BIC é uma das variações dessa medida, ele penaliza modelos complexos com grandes tamanhos de amostra. (TACONELI, 2018)

À medida que a soma quadrática dos erros (SQE) aumenta, os valores de AIC e BIC também aumentam, dessa forma, modelos com esses valores menores são preferíveis. Modelos com mais variáveis apresentam menor valor do SQE,

porém usam mais parâmetros, a escolha ideal é balancear o ajuste com a quantidade de variáveis. (PORTAL ACTION, acesso em 08 de maio de 2021)

Segundo Migon, em notas de aula, um modelo de previsão deve ser escolhido pela sua capacidade preditiva, dessa forma deve-se observar os erros de previsão, avaliar o quão significativos são e identificar previsões que os minimizem.

Segundo Gutierrez (2003) e Sá (2021) as medidas de acurácia do modelo também são importantes na escolha. As medidas de acurácia são importantes para medir e analisar os erros do modelo, (PENTEADO, 2021), diferença do valor observado e o estimado e que pode ser definido por:

$$e_{T-h} = Y_T(h) - Y_{T-h}, h \geq 1$$

Algumas das medidas de acurácia são:

- MSE – Erro quadrático médio é a média dos erros, é a diferença entre os dados reais e o previsto ao quadrado, seria a variância dos erros, mede a diferença entre os valores previstos e os observados;
- RMSE – Raiz do erro médio quadrático é a raiz do MSE, seria o desvio padrão dos erros;
- MAE – Erro médio absoluto é a média dos erros, calcula-se somando os erros, em módulo, e dividindo pela quantidade de erros;
- MAPE – Erro percentual médio absoluto é calculado somando os erros em percentual e dividindo pela quantidade de erros;
- THEIL'S U – Coeficiente U de Theil avalia a qualidade das previsões.

Segundo os autores, quanto menor os valores de RMSE, MAE e MAPE melhor é a acurácia do modelo. Quando o valor de THEIL'S U é menor que 1, indica qualidade nas previsões.

### 3. Metodologia

Neste estudo os dados de precipitação, temperatura máxima e temperatura mínima da cidade de Belo Horizonte são analisados e a partir de ferramentas estatísticas são obtidos modelos que descrevem as séries com o intuito de prever valores futuros.

Os dados utilizados foram fornecidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). São informações com periodicidade diária, desde 01/01/1961 até 31/12/2022, gerando um total de 22.280 dados para cada item analisado.

A partir desses dados, foi feita a média mensal para cada uma das variáveis em análise reduzindo o total para 744 para cada variável. Em seguida foi realizada a análise descritiva.

Para obtenção de um modelo de predição, como os dados constituem uma série de dados medidos ao longo do tempo e registrados em períodos constantes, foi realizada uma análise de séries temporais.

Como pôde ser visto no referencial teórico, tanto os valores de precipitação quanto os de temperatura variam em função das estações do ano, portanto apresentam sazonalidade.

Foram avaliados modelos SARIMA e de Holt-Winters. O melhor modelo SARIMA foi o que apresentou coeficientes significativos, resíduos não autocorrelacionados que pudessem ser considerados ruído branco. O modelo SARIMA e de Holt-Winters foram comparados e o que apresentou menores valores de erro e menor valor de THEIL'S U foi o modelo escolhido.

Os modelos foram determinados a partir dos dados de 01/1961 até 12/2021. Eles foram validados pelos dados de 01/2022 até 12/2022.

A partir dos modelos obtidos, foi feita uma predição de 1 ano, 01/2023 até 12/2023. Para avaliar a série e comparar com os valores de previsão obteve-se

a média por década desde 1961 até 2023. Esses valores foram plotados em um gráfico para análise e considerações finais.



## 4. Análise de resultados

### 4.1. Análise descritiva

As variáveis precipitação média mensal, temperatura máxima média mensal e temperatura mínima média mensal são numéricas contínuas. Por serem uma série de dados observados em diferentes instantes de tempo, equidistantes entre si, podem ser considerados séries temporais.

Para resumir e explorar o comportamento dos dados envolvidos na pesquisa, algumas medidas de tendência central e de variabilidade são apresentadas na Figura 2.

Figura 2: Medidas de tendência central e variabilidade da precipitação e temperaturas máxima e mínima.

Medidas	Precipitação	Temperatura Máxima	Temperatura Mínima
<b>Mínimo</b>	0	22,20	10,04
<b>1° quartil</b>	0,5397	26,00	15,74
<b>Mediana</b>	2,3230	27,27	17,74
<b>Média</b>	4,2827	27,26	17,34
<b>3° quartil</b>	7,0056	28,64	19,13
<b>Máximo</b>	30,1516	32,21	21,56
<b>Desvio padrão</b>	4,8122	1,79	2,24
<b>Coefficiente de variação</b>	112,36%	6,56%	12,90%

### 4.2. Análise da série de precipitação média mensal

Analisando as Figuras 2, 3 e 4 é possível inferir que a série da precipitação média mensal é uma série assimétrica positiva, sazonal, estacionária e que apresenta valores discrepantes.

Figura 3: Precipitação média mensal ao longo do tempo.

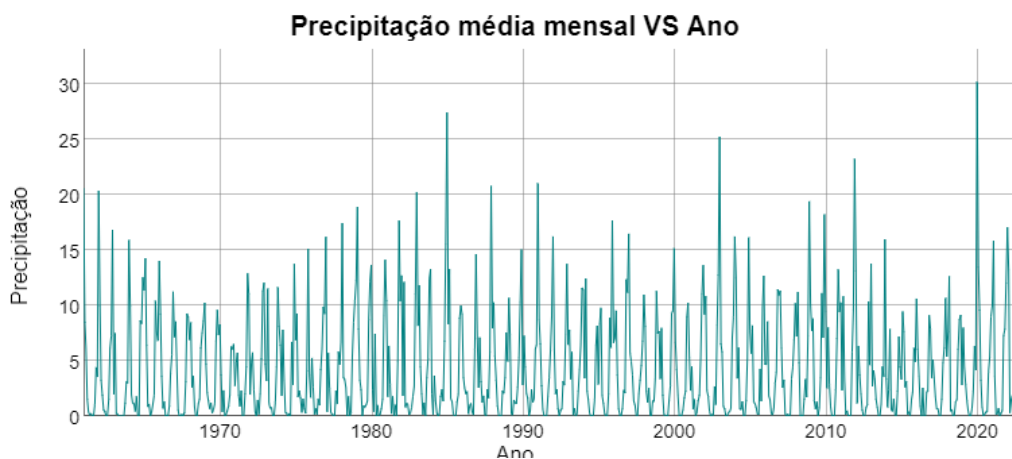
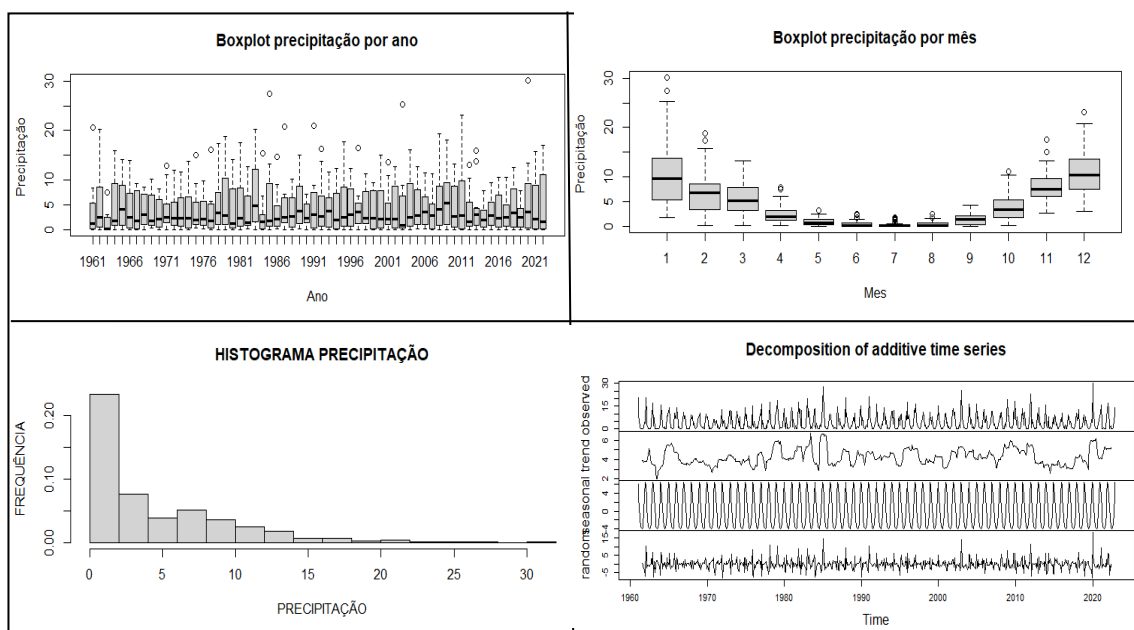


Figura 4: Boxplots, histograma e decomposição da série de precipitação



A precipitação média varia em torno de 4,28 mm, nas Figuras 2 e 3 é possível perceber que a série apresenta grande dispersão, em que tem meses com precipitação acima de 20 mm, chegando ao máximo de 30 mm no ano de 2020, com variabilidade em torno da média de 112,36%. Lucio, Toscano e Abreu (1999) observaram um período de estiagem entre 1967 e 1977, que pode ser observado na Figura 3, em que também é possível observar um período de estiagem entre 2013 e 2019.

No boxplot por ano, representado na Figura 4, é possível observar que a série apresenta variabilidade, sendo maior no ano de 2011 e menor no ano de 1963, e valores discrepantes, maiores nos anos de 1985, 2003 e 2020, que também podem ser observados na Figura 3. Na análise por mês janeiro apresenta maior variabilidade e maiores dados discrepantes, os meses de junho, julho e agosto apresentam menores variabilidades com valores de mediana próximos de zero.

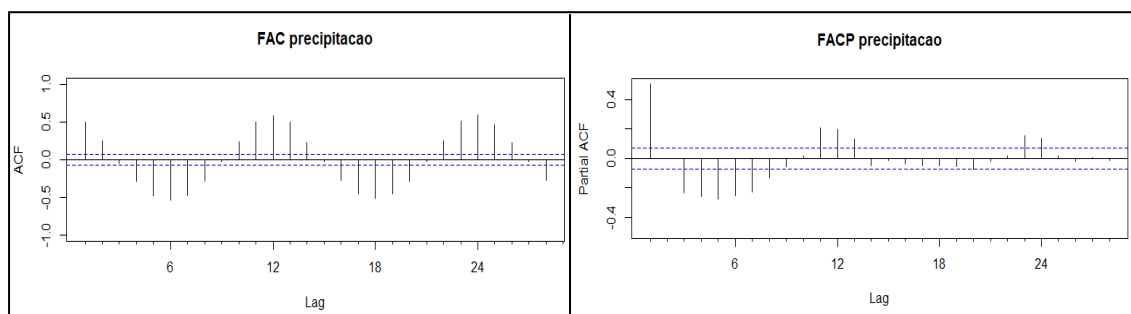
Nascimento *et al* (2020) avaliaram o volume de precipitação na cidade de Belo Horizonte e identificaram que o volume de chuva no início do ano de 2020 bateu recordes, sendo que no mês de janeiro houve pico com alta intensidade de chuva, justificando o valor elevado de precipitação nesse ano e os valores discrepantes observados nos Boxplots.

O histograma mostra uma série assimétrica positiva, em que há um grande volume de dados na zona de valores mais reduzidos da série.

A decomposição da série está representada no último quadro da figura 4. Na primeira linha é possível observar a série original, a segunda linha apresenta a tendência e pode-se observar que a série não apresenta essa componente. A terceira linha observa-se uma marcada variação sazonal e na última linha aparece a componente aleatória, sem as componentes de tendência e sazonalidade, onde se observa uma média em torno de zero.

Os correlogramas FAC e FACP, Figura 5, apresentam decaimento nos primeiros valores de autocorrelação e, passados alguns meses, voltam a ser significativos formando ondas senoidais, fato que pode ser causado pela presença de fatores sazonais e não estacionariedade. No FAC a lag de maior valor é a 12 indicando sazonalidade anual.

Figura 5: Funções de autocorrelação para precipitação



A partir da análise das funções de autocorrelação, modelos SARIMA de ordem  $(p, d, q) \times (P, D, Q)_{12}$  e de Holt-Winters aditivo serão testados.

#### 4.2.1. Modelo SARIMA

Figura 6: Estatísticas do modelo para precipitação.

ESTATÍSTICAS DO MODELO	MODELO	
	$(0,0,0)(1,1,0)_{12}$	Valor-p
$\phi_1$ (SAR <sub>1</sub> )	-0,5573	2e-16
AIC	3877,20	
SCHWARZ (BIC)	3886,36	

O modelo SARIMA  $(0,0,0)(1,1,0)_{12}$  é o modelo que melhor descreve a série de precipitação dentre os modelos testados. O parâmetro autorregressivo da parte sazonal pode ser considerado significativo com valor-p menor que 1%, como mostra a Figura 6.

O modelo pode ser representado pela equação a seguir:

$$(1 - \Phi B^S)(1 - B^S)Y_t = a_t$$

$$Y_t = (1 + \Phi)Y_{t-s} - \Phi Y_{t-2s} + a_t$$

Figura 7: Análise dos resíduos.

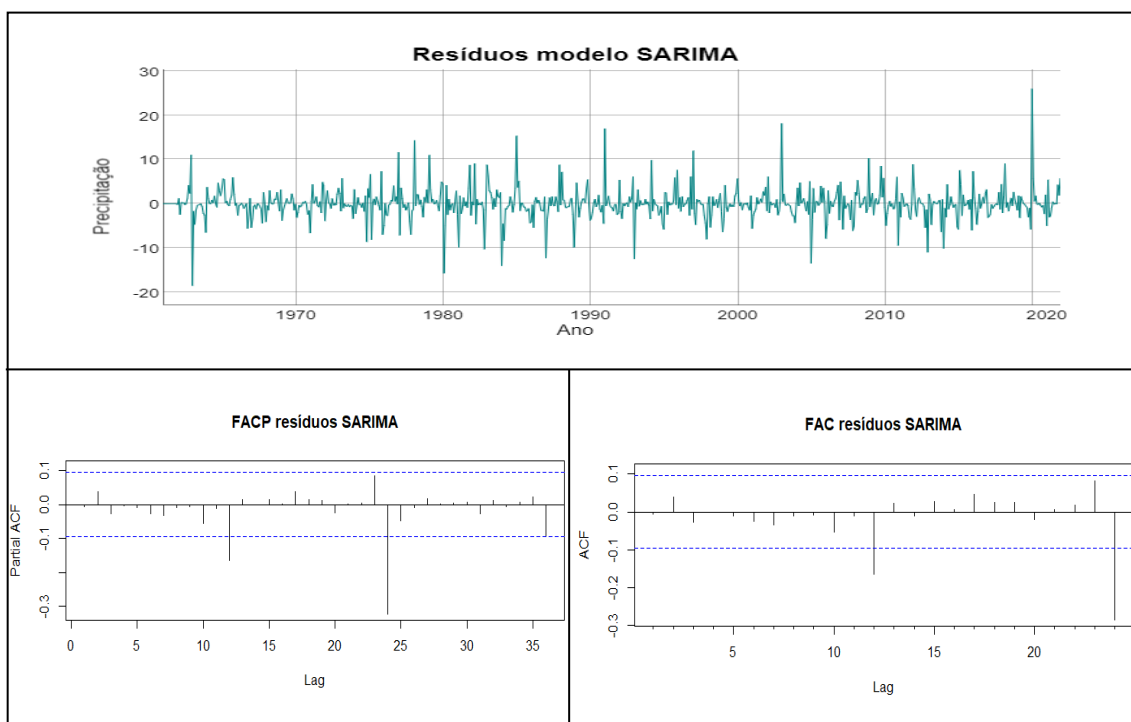


Figura 8: Estatísticas dos resíduos do modelo para precipitação.

ESTATÍSTICAS DOS RESÍDUOS	MODELO
	(0,0,0)(1,1,0)[12]
MÉDIA	0,0344
DESVIO PADRÃO	3,5256
ASSIMETRIA	0,6163
CURTOSSES	11,8385
TESTE DE NORMALIDADE (VALOR_P)	2,2e-16

A partir das Figuras 7 e 8, observa-se que o valor médio dos resíduos é próximo de zero com desvio igual a 3,5. Os valores não apresentam tendência e não seguem distribuição normal.

As funções de autocorrelação apresentam valores significativos nas lags 12 e 24, dessa forma os resíduos são autocorrelacionados, não podendo ser considerados ruído branco.

#### 4.2.2. Modelo Holt-Winters aditivo

Figura 9: Estatísticas dos modelos de Holt-Winters aditivo para precipitação.

ESTATÍSTICAS DO MODELO	HW ADITIVO
$\alpha$ (ALPHA)	0,0189
$\beta$ (BETA)	1e-04
$\gamma$ (GAMA)	1e-04
AIC	6483,36
SCHWARZ (BIC)	6561,49

Para o modelo de Holt-Winters, o valor de  $\alpha$  é mais próximo de zero indicando muita suavização, os valores de  $\beta$  e  $\gamma$  tendem a zero.

#### 4.2.3. Período de validação

Figura 10: Período de validação dos modelos.

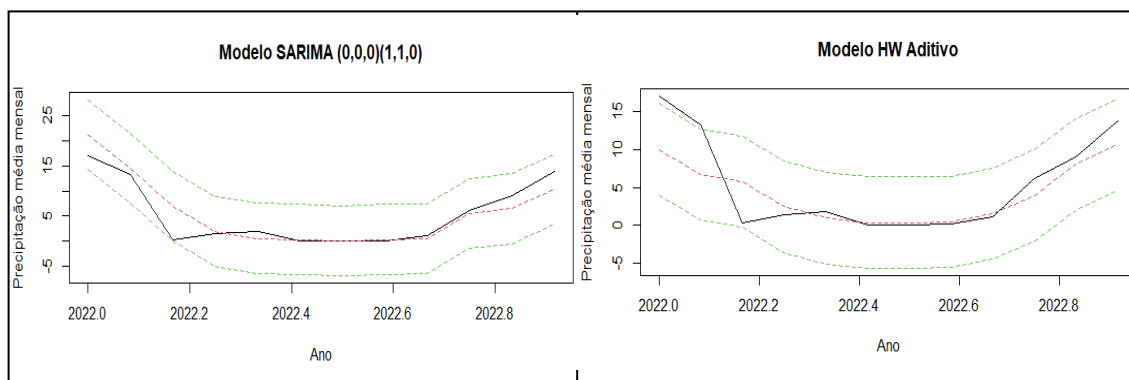


Figura 11: Comparativo entre as estatísticas de acurácia dos modelos analisados para o período de validação.

ESTATÍSTICAS DOS ERROS	SARIMA	HW ADITIVO
RMSE	2,6665	3,4007
MAE	1,8349	2,3818
MAPE	74,94,62	65,8318
THEIL'S U	0,3116	0,7857

Na Figura 10 é possível perceber que os modelos acompanharam a sazonalidade dos dados e foram capazes de descrever o comportamento da série, porém para o modelo HW aditivo o mês de janeiro está acima do intervalo, já para o modelo SARIMA todos os meses se mantiveram dentro do intervalo

Pela Figura 11 é possível comparar as estatísticas de erro, observa-se que os valores de RMSE, MAE e THEIL'S U são menores para o modelo SARIMA quando comparado com o modelo HW aditivo, indicando melhor acurácia e melhor resultado de previsão.

A partir dessa análise, considerou-se o modelo SARIMA (0,0,0)(1,1,0)[12] como o melhor modelo para previsão da série de precipitação média mensal.

#### 4.3. Temperatura máxima média mensal

Para a série de temperatura máxima média mensal, observados nas Figuras 2, 12 e 13 é possível concluir que é uma série simétrica, sazonal e não estacionária. Apresenta leve tendência crescente e valores discrepantes.

Figura 12: Temperatura média máxima mensal ao longo do tempo.

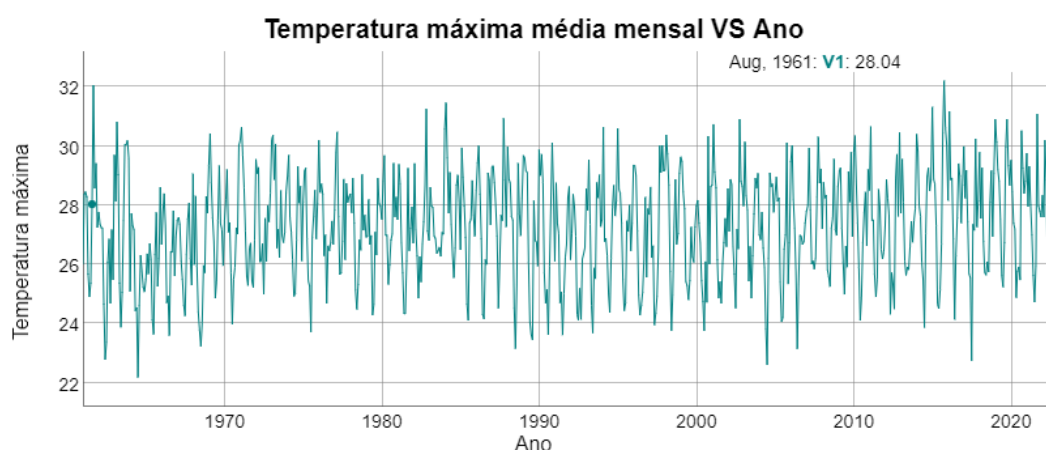
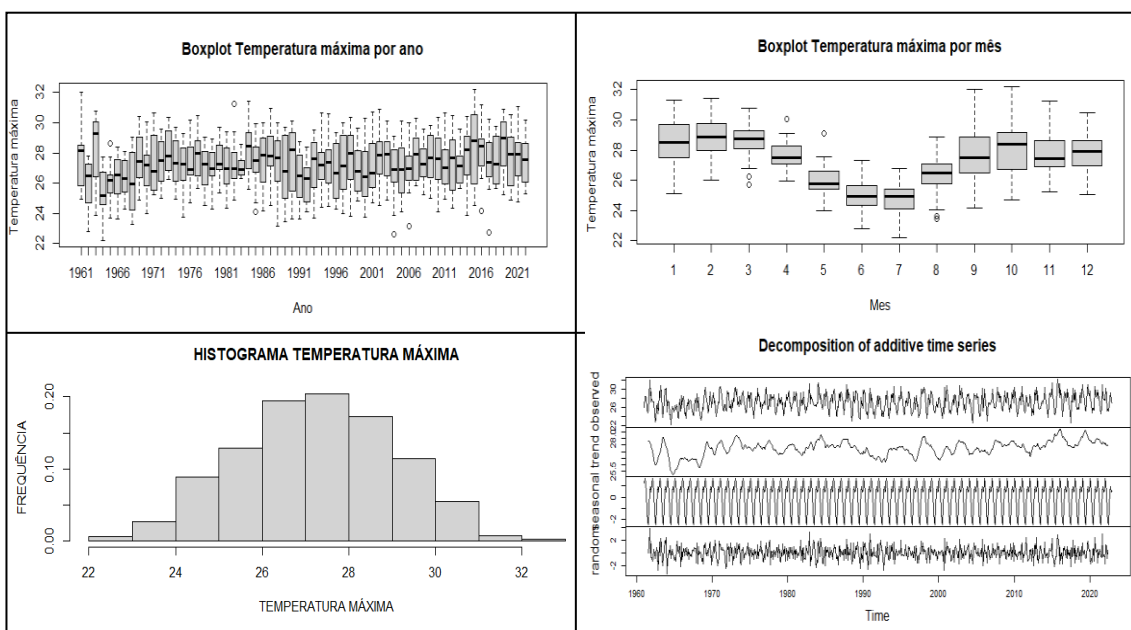


Figura 13: Boxplots, histograma e decomposição da série de temperatura máxima.



Conforme Figura 2 a série de temperatura máxima varia em torno de  $27,26\text{ }^{\circ}\text{C}$  com amplitude de aproximadamente  $10\text{ }^{\circ}\text{C}$  e variabilidade de  $6,56\%$ . Nas Figuras 12 e 13 é possível identificar tendência crescente dos dados.

No boxplot por ano, representada no primeiro quadro da Figura 13, é possível observar que a série apresenta variabilidade e valores discrepantes. Os anos de 1961, 1982, 1984 e 2015 apresentam as maiores temperaturas máximas. Na análise por mês, segundo quadro, setembro e outubro apresentam maiores variabilidades e o mês de abril apresenta menor variabilidade. Em todos os meses do ano as medianas foram maiores que  $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ .

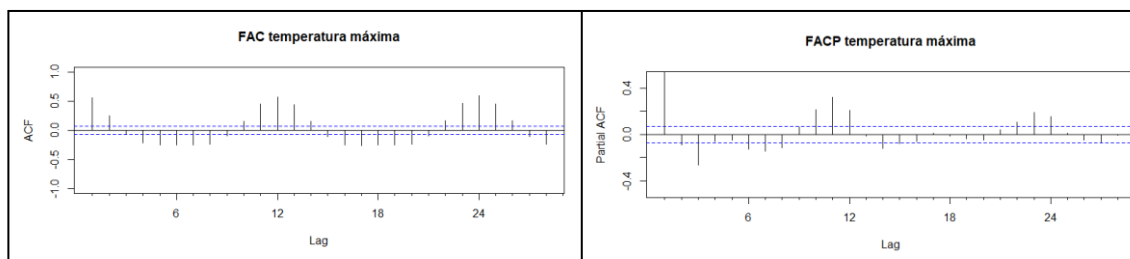
No histograma, representado no terceiro quadro da Figura 13, pode-se observar que a série é simétrica, tendo grande volume de dados com valores próximos ao valor médio.

Na decomposição, a primeira linha representa a série original, na segunda linha a tendência crescente se confirma. Na terceira linha observa-se que a série apresenta variação sazonal bem marcada e a última linha, para a componente aleatória, pode-se observar uma média em torno de zero.



Os correlogramas FAC e FACP, Figura 14, apresentam decaimento em formato de ondas senoidais, fato que pode ser causado pela presença de fatores sazonais e não estacionariedade. No Gráfico 18 a lag de maior valor é a 12 indicando sazonalidade anual.

Figura 14: Funções de autocorrelação para temperatura máxima.



#### 4.3.1. Modelo SARIMA

Figura 15: Estatísticas do modelo SARIMA para temperatura máxima.

ESTATÍSTICAS DO MODELO		
MODELO	(2,0,0)(0,1,1)[12]	Valor-p
$\phi_1$ (AR <sub>1</sub> )	0,2322	3.085e-10
$\phi_2$ (AR <sub>2</sub> )	0,1806	8.562e-07
$\theta$ (SMA)	-0,9028	2,2e-16
AIC	2263,37	
SCHWARZ (BIC)	2281,69	

O modelo SARIMA (1,0,2)(1,1,2)[12] é o modelo, dentre os modelos testados, que melhor descreve a série de temperatura máxima, com os parâmetros autorregressivos e o de médias móveis da parte sazonal considerados significativos com valor-p menor que 5%.

O modelo pode ser representado pela equação a seguir:

$$(1-0,2322B - 0,1806B^2)(1-B^S)Y_t = (1 + 0,9028B^S)a_t$$

$$Y_t = 0,2322Y_{t-1} + 0,1806Y_{t-2} + Y_{t-S} - 0,2322Y_{t-(S+1)} - 0,1806Y_{t-(S+2)} + a_t + 0,9028a_{t-S}$$

Figura 16: Análise dos resíduos.

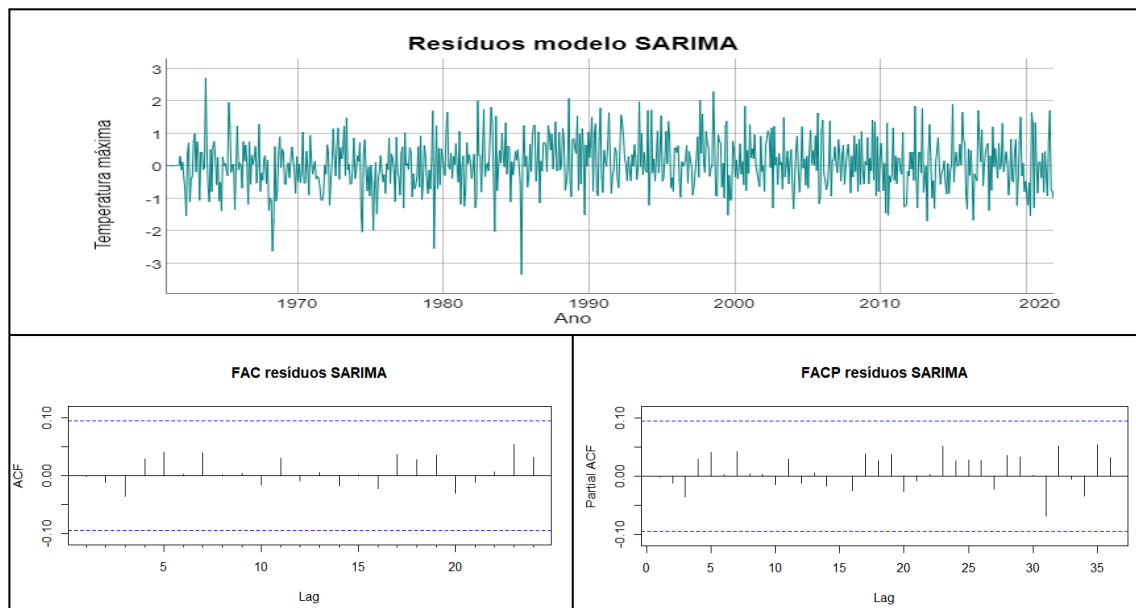


Figura 17: Estatísticas dos resíduos do modelo SARIMA para temperatura máxima.

<b>ESTATÍSTICAS DOS RESÍDUOS</b>		<b>MODELO</b>
		<b>(2,0,0)(0,1,1)[12]</b>
<b>MÉDIA</b>		0,0662
<b>DESVIO PADRÃO</b>		1,1318
<b>ASSIMETRIA</b>		0,0933
<b>CURTOSSES</b>		3,1307
<b>TESTE DE NORMALIDADE (VALOR_P)</b>		0,2549

A partir das Figuras 16 e 17, o valor médio dos resíduos está próximo de zero com variância constante. Os valores não apresentam tendência e seguem distribuição normal.

Os gráficos de autocorrelação não apresentam lags significativas, dessa forma os resíduos não são autocorrelacionados e podem ser considerados ruído branco.

### 4.3.2. Modelos de Holt-Winters

Figura 18: Estatísticas dos modelos de Holt-Winters para temperatura máxima.

ESTATÍSTICAS DO	MODELO		
	MODELO	HW ADITIVO	HW MULTIPLICATIVO
$\alpha$ (ALPHA)		0,1948	0,1370
$\beta$ (BETA)		2e-04	1e-04
$\gamma$ (GAMA)		1e-04	0,0668
AIC		5086,09	5086,21
SCHWARZ (BIC)		5164,22	5164,34

Para o modelo de Holt-Winters aditivo, o valor de  $\alpha$  é mais próximo de zero indicando muita suavização, os valores de  $\beta$  e  $\gamma$  tendem a zero. No modelo multiplicativo o valor de gama, coeficiente de sazonalidade, também é significativo.

### 4.3.3. Período de validação

Figura 19: Período de validação dos modelos.

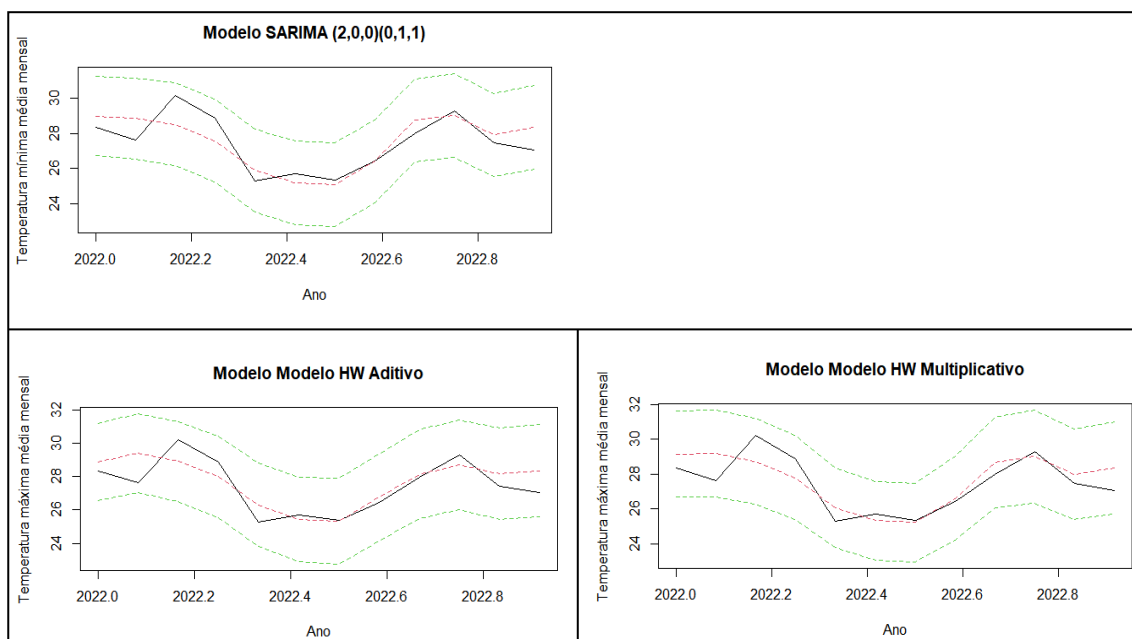


Figura 20: Comparativo entre as estatísticas de acurácia dos modelos analisados para o período de validação.

ESTATÍSTICAS DOS ERROS	PERIODO DE VALIDAÇÃO		
	SARIMA	HW ADITIVO	HW MULTIPLICATIVO
RMSE	0,9000	0,9046	0,9010
MAE	0,7573	0,7442	0,7640
MAPE	2,7122	2,6369	2,7161
THEIL'S U	0,7957	0,9420	0,8185

Na Figura 20 é possível comparar as estatísticas de erro, observa-se que os valores de RMSE, MAE e MAPE para os três modelos são muito próximos, porém o valor de THEIL'S U para o modelo SARIMA é menor, indicando melhor resultado de previsão se comparado com os outros.

Na Figura 19 é possível perceber que os modelos acompanharam a sazonalidade dos dados e foram capazes de descrever o comportamento da série.

A partir dessa análise, considerou-se o modelo SARIMA (2,0,0)(0,1,1)[12] como o melhor modelo para previsão da série de temperatura máxima média mensal.

#### 4.4. Temperatura mínima média mensal

A série da temperatura mínima média é assimétrica negativa, sazonal e não estacionária, apresenta valores discrepantes e tendência crescente, como pode ser observado pela Tabela 1 e Gráficos 26, 27, 28, 29 e 30.

Figura 21: Temperatura mínima média mensal ao longo do tempo.

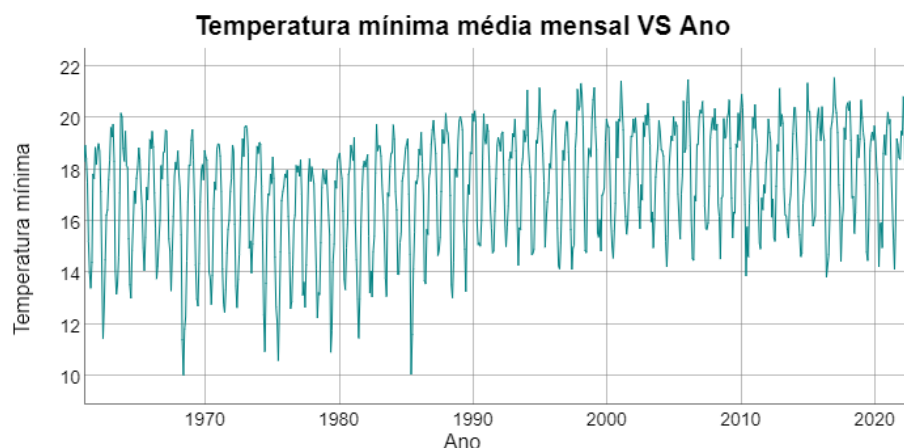
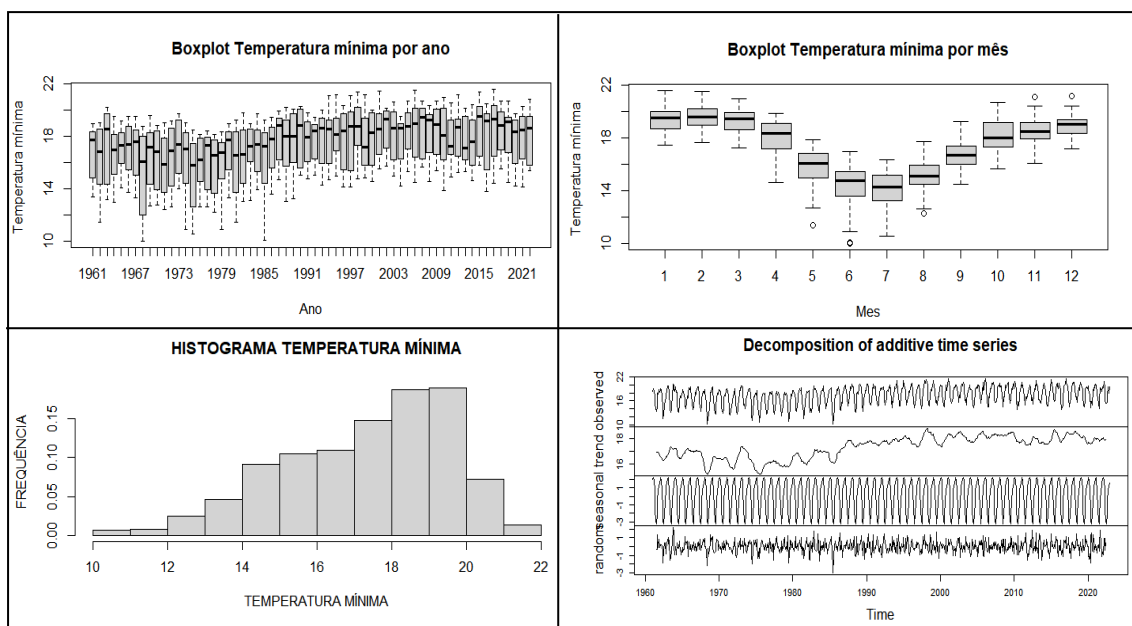


Figura 22: Boxplots, histograma e decomposição da série.



Na Figura 2 pode-se observar que a média da série é  $17,34\text{ }^{\circ}\text{C}$ , sua amplitude é aproximadamente  $11\text{ }^{\circ}\text{C}$  e a variabilidade de  $12,90\%$ . No Gráfico 26 observa-se uma tendência crescente, observada também no Gráfico 30.

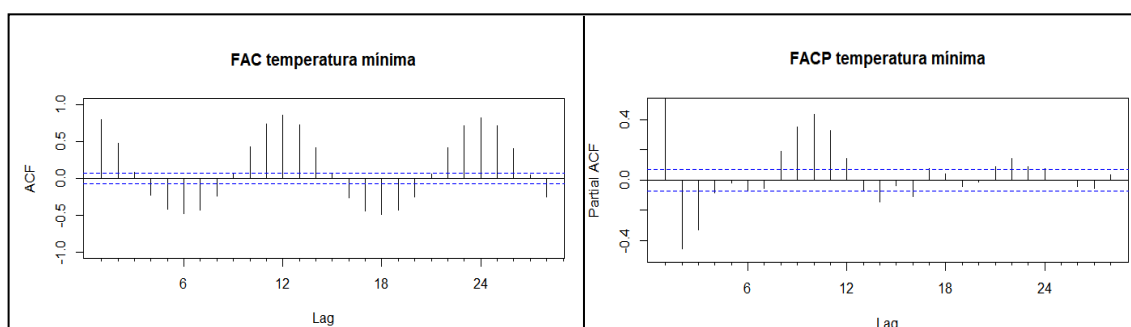
Pelo boxplot anual, Figura 22, pode-se perceber variabilidade dos dados, porém não existem valores discrepantes. Os anos de 1968 e 1985 apresentam maiores variabilidades. As medianas de todos os anos apresentam valores menores que  $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ . No boxplot por mês pode-se identificar valores discrepantes e os meses de junho e julho apresentam as maiores variabilidades e o mês de junho também apresentou o menor valor da série, próximo de  $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ .

O histograma da série mostra que é uma amostra assimétrica, em que o maior volume de dados está mais próximo do valor mediano, a direita do valor médio.

Pelo gráfico de decomposição, na primeira linha pode-se observar os dados originais, na segunda linha a tendência crescente se confirma, a sazonalidade bem marcada está na terceira linha e a componente aleatória, na quarta linha, possui média próximo de zero.

Os correlogramas FAC e FACP, Gráficos 31, 32, também apresentam presença de fatores sazonais. Dessa forma, será utilizado o modelo SARIMA de ordem  $(p, d, q) \times (P, D, Q)_{12}$ , como foi identificada presença de tendência, modelos SARIMA e de Holt-Winters serão testados e comparados.

Figura 23: Funções de autocorrelação para temperatura mínima.



#### 4.4.1. Modelo SARIMA

Figura 24: Estatísticas do modelo SARIMA para temperatura mínima.

ESTATÍSTICAS DO		MODELO	
MODELO		$(2,0,0)(0,1,1)_{12}$	Valor-p
$\phi_1$ (AR <sub>1</sub> )		0,4100	2,2e-16
$\phi_2$ (AR <sub>2</sub> )		0,2045	4.64e-08
$\Theta_1$ (SMA <sub>1</sub> )		-0,8719	2,2e-16
AIC		1723,59	
SCHWARZ (BIC)		1741,91	

O modelo SARIMA encontrado que melhor descreve a série de temperatura mínima foi  $(2,0,0)(0,1,1)_{12}$  em que os parâmetros autorregressivos e o de médias móveis da parte sazonal são considerados significativos com valor-p menor que 5%.

O modelo pode ser representado pela equação a seguir:

$$(1-0,41B - 0,2045B^2)(1-B^S)Y_t = (1+0,8719B^S)a_t$$

$$Y_t = 0,41Y_{t-1} + 0,2045Y_{t-2} + Y_{t-S} - 0,41Y_{t-(s+1)} - 0,2045Y_{t-(s+2)} + a_t + 0,8719a_{t-s}$$

Figura 25: Análise dos resíduos.

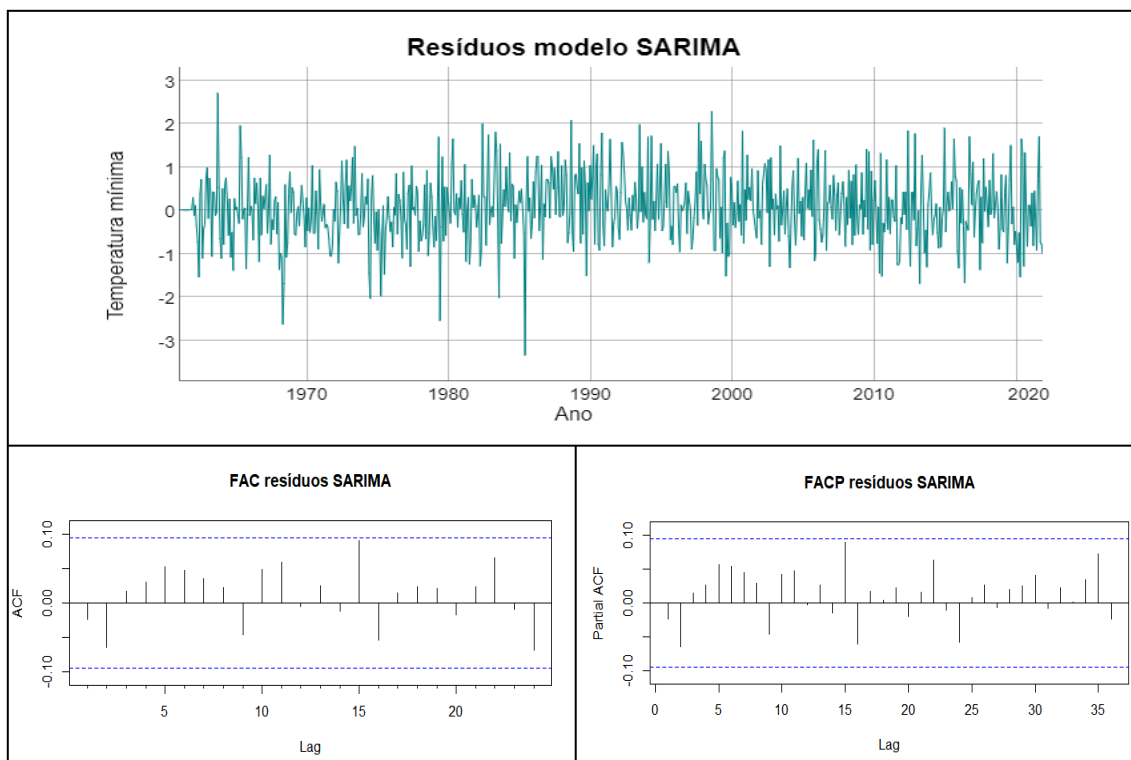


Figura 26: Estatísticas dos resíduos do modelo SARIMA para temperatura mínima.

ESTATÍSTICAS DOS RESÍDUOS		MODELO
		(1,0,0)(0,1,2)[12]
MÉDIA		0,0640
DESVIO PADRÃO		0,7783
ASSIMETRIA		-0,0118
CURTOSSES		3,5775
TESTE DE NORMALIDADE (VALOR_P)		0,0135

Na análise dos resíduos para o modelo SARIMA, como demonstrado pelas Figuras 25 e 26, o valor médio é próximo de zero, apresentam variância constante em torno de 0,78 e pelo teste de normalidade segue distribuição normal com significância de 1%.

Na análise de autocorrelação não há lags significativas, portando os resíduos não são autocorrelacionados e podem ser considerados ruído branco.

#### 4.4.2. Modelos de Holt-Winters

Figura 27: Estatísticas dos modelos de Holt-Winters para temperatura mínima.

ESTATÍSTICAS DO MODELO	MODELO	
	HW ADITIVO	HW MULTIPLICATIVO
$\alpha$ (ALPHA)	0,3679	0,2706
$\beta$ (BETA)	1e-04	0,0019
$\gamma$ (GAMA)	1e-04	0,1043
AIC	4506,63	4667,89
SCHWARZ (BIC)	4584,76	44746,02

Para o modelo de Holt-Winters aditivo e multiplicativo, o valor de  $\alpha$  é mais próximo de zero indicando muita suavização, no multiplicativo os valores de  $\beta$ , coeficiente de tendência, e  $\gamma$ , de sazonalidade, são significativos.

#### 4.4.3. Período de validação

Figura 28: Período de validação dos modelos.

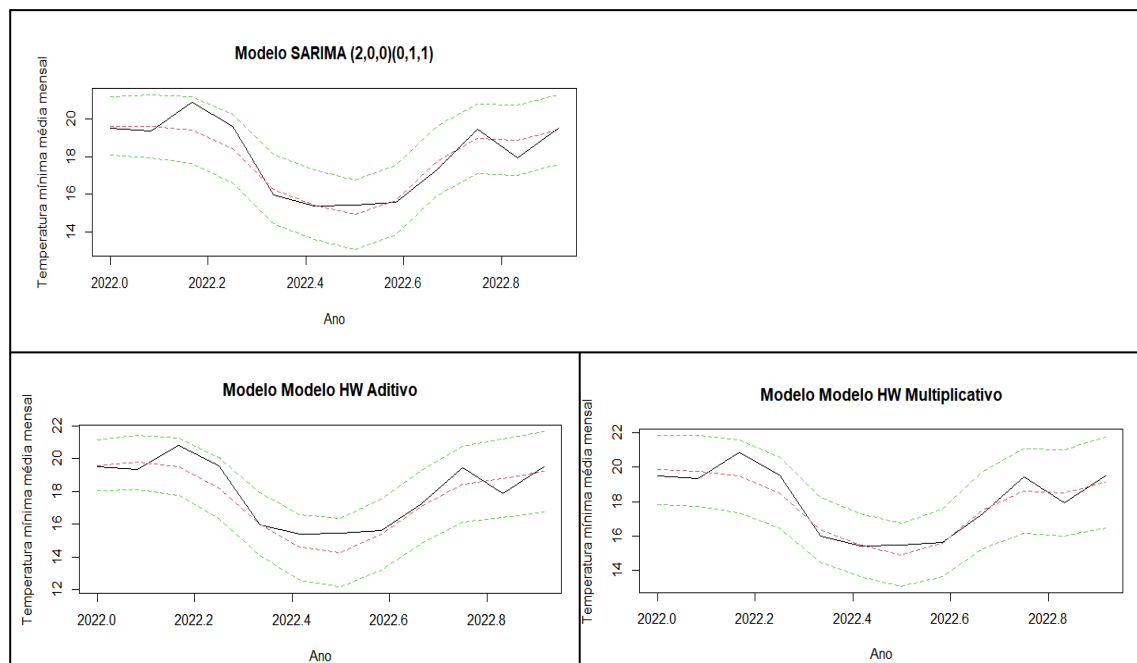




Figura 29: Comparativo entre as estatísticas de acurácia dos modelos analisados para o período de validação.

ESTATÍSTICAS DOS ERROS	PERÍODO DE VALIDAÇÃO		
	SARIMA	HW ADITIVO	HW MULTIPLICATIVO
RMSE	0,6625	0,8070	0,6498
MAE	0,4958	0,6563	0,5265
MAPE	2,7240	3,7843	2,8809
THEIL'S U	0,5746	0,6906	0,5716

Entre os modelos aditivo e multiplicativo de Holt-Winters, observou-se que para o período de validação o modelo multiplicativo apresentou menores valores de erro e menor valor de THEIL'S U, sendo dentre eles, o melhor para previsão.

A estatísticas de erro MAE e MAPE, descritos na Figura 29, no período de validação são menores para o modelo SARIMA indicando que ele apresenta menor estatística de erros e maior acurácia. Tanto o modelo SARIMA quanto o HW multiplicativo apresentam valor de THEIL'S U próximos.

Na Figura 28 é possível perceber que em todos os modelos os valores observados de temperatura mínima em 2022 estão dentro do intervalo e que no período de fevereiro a março os valores se aproximam do limite superior, mas se mantêm abaixo da linha. Os modelos acompanharam de forma semelhante a sazonalidade dos dados e foram capazes de descrever comportamento da série.

A partir dessa análise, considerou-se o modelo SARIMA (2,0,0)(0,1,1)[12] como o melhor modelo para previsão da série de temperatura mínima média mensal.

#### 4.5. Previsão

Utilizando os melhores modelos para cada variável, foi feita a previsão dos valores para 1 ano (1/2023 até 12/2023). As estatísticas dos valores de previsão foram descritas na Tabela 20 e comparadas com as estatísticas das séries originais.

Figura 30: Medidas de tendência central e variabilidade da precipitação e temperaturas máxima e mínima obtidas como previsão do modelo.

MEDIDAS	PRECIPITAÇÃO		TEMPERATURA MÁXIMA		TEMPERATURA MÍNIMA	
	Série	Previsão	Série	Previsão	Série	Previsão
MÍNIMO	0	0	22,20	25,09	10,04	15,05
1° QUARTIL	0,54	0,68	26,00	26,26	15,74	16,20
MEDIANA	2,32	1,53	27,27	28,05	17,74	18,75
MÉDIA	4,28	5,08	27,26	27,49	17,34	18,00
3° QUARTIL	7,01	9,48	28,64	28,63	19,13	19,53
MÁXIMO	30,15	14,63	32,21	29,05	21,56	19,94
DESVIO PADRÃO	4,81	5,76	1,79	1,46	2,24	1,85
COEFICIENTE DE VARIAÇÃO	112,36%	113,29%	6,56%	5,30%	12,90%	10,28%

Como pode ser observado na Figura 30, para a precipitação, observa-se que o valor médio é superior na previsão quando comparado com a série original, indicando que há um aumento na quantidade de chuvas com maiores volumes de água.

Para as séries de temperatura, os valores médios se mantiveram bem próximos, porém os valores medianos previstos assim como os valores mínimos previstos foram maiores que os valores das séries originais confirmando a análise de que há uma tendência crescente nessas séries.

Com os dados observados e previstos juntos foi feito um gráfico para cada uma das variáveis que podem ser observados nas Figuras 31, 32 e 33.

Figura 31: Precipitação média mensal observada e prevista ao longo do tempo.

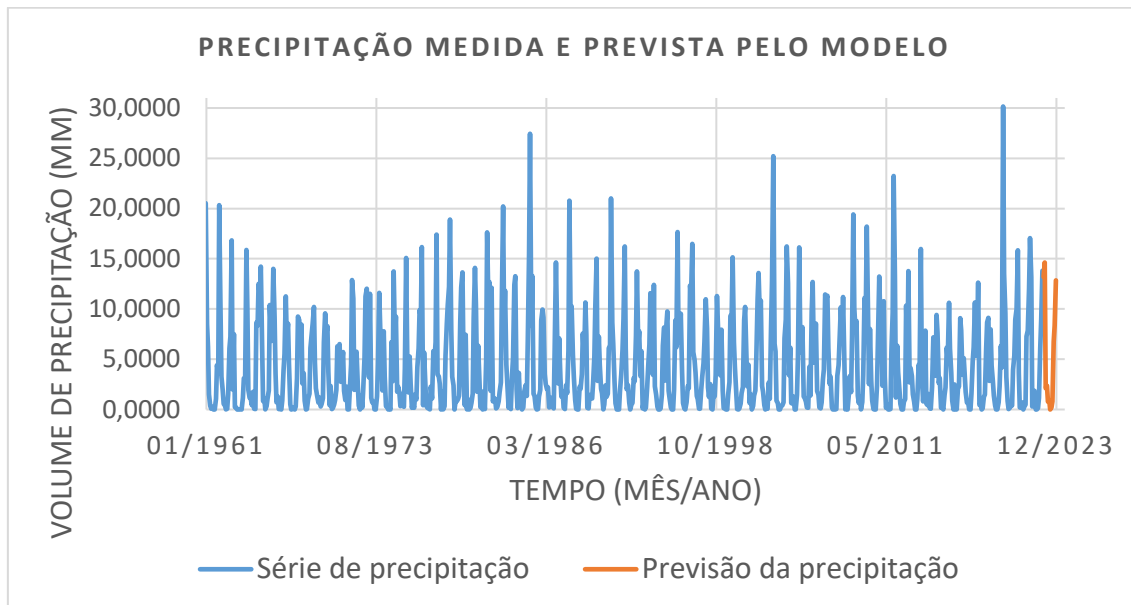


Figura 32: Temperatura máxima média mensal observada e prevista ao longo do tempo.

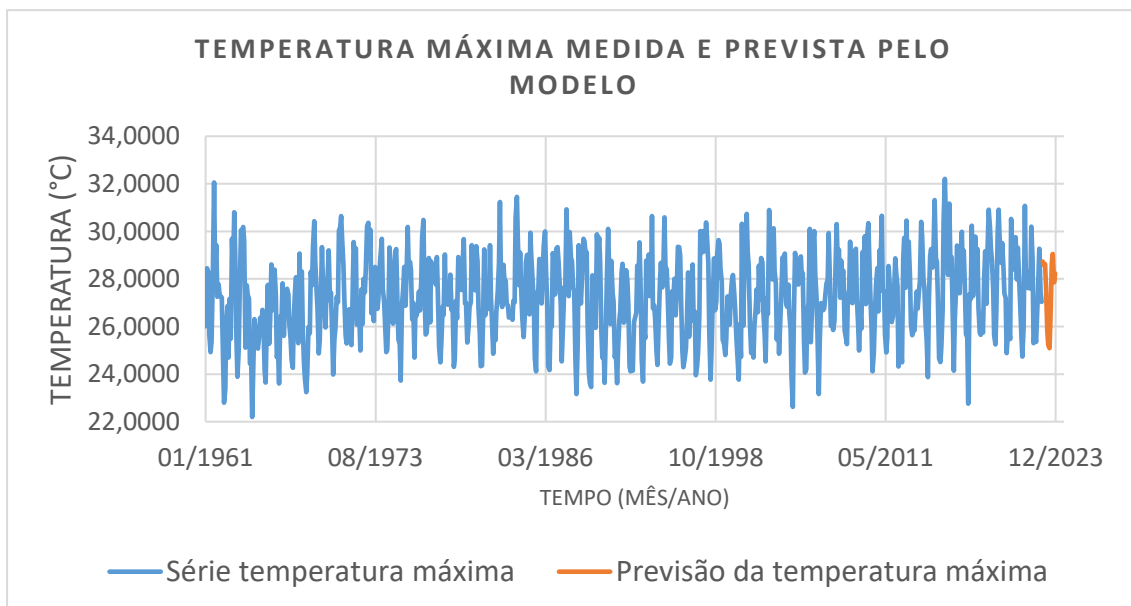
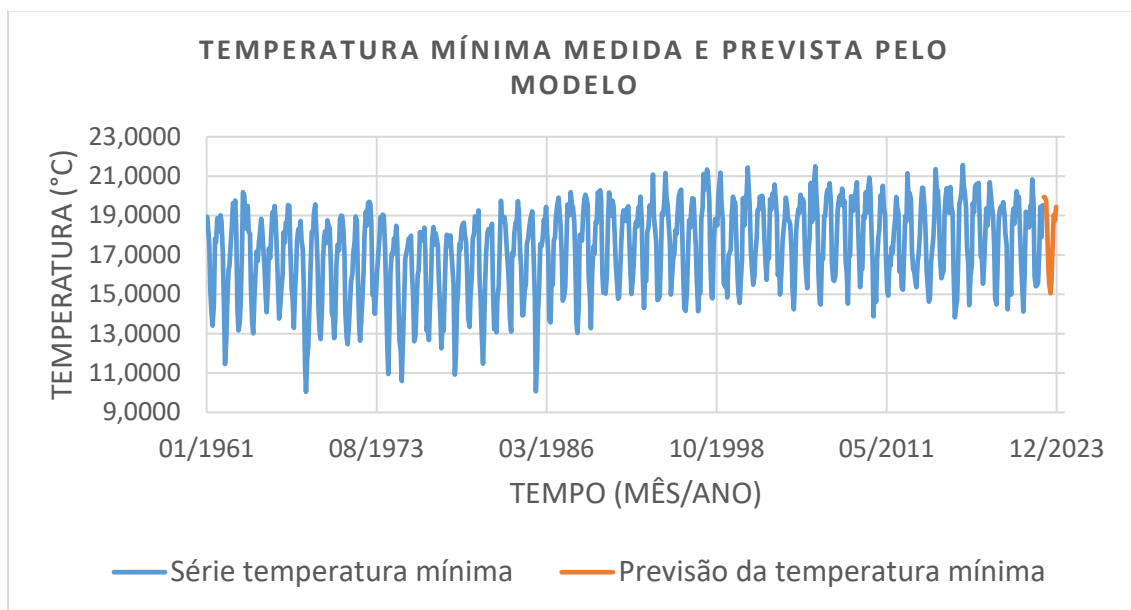


Figura 33: Temperatura mínima média mensal observada e prevista ao longo do tempo.



A partir dos dados observados e previstos, foi feita uma média por década de 1961 até 2023. Os resultados podem ser observados nas Figuras 34 a 37 .

Figura 34: Média por década para cada variável.

Décadas	Precipitação	Temperatura Máxima	Temperatura Mínima
1961 - 1970	3,99	26,68	16,62
1971 - 1980	4,13	27,41	16,17
1981 - 1990	4,43	27,40	17,04
1991 - 2000	4,36	26,94	17,88
2001 - 2010	4,61	27,34	18,22
2011 - 2020	4,00	27,56	17,97
2021 - 2023	5,15	27,72	18,03

Figura 35: Média de precipitação por década.

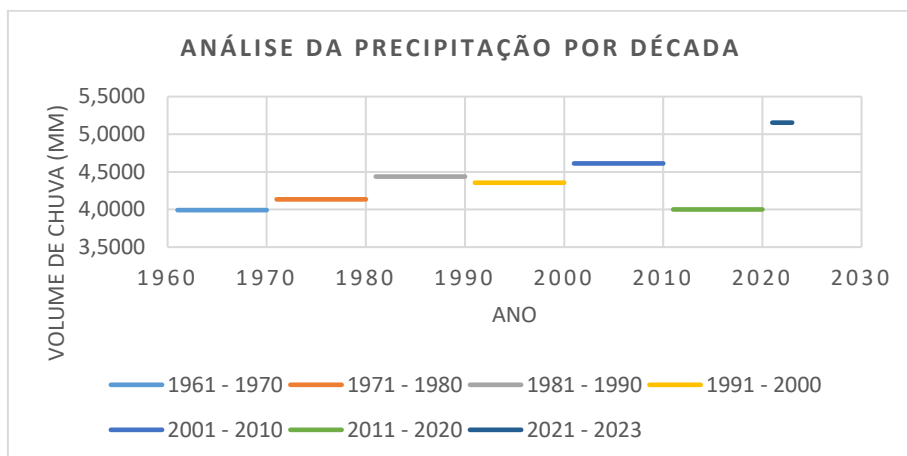


Figura 36: Média da temperatura máxima por década.

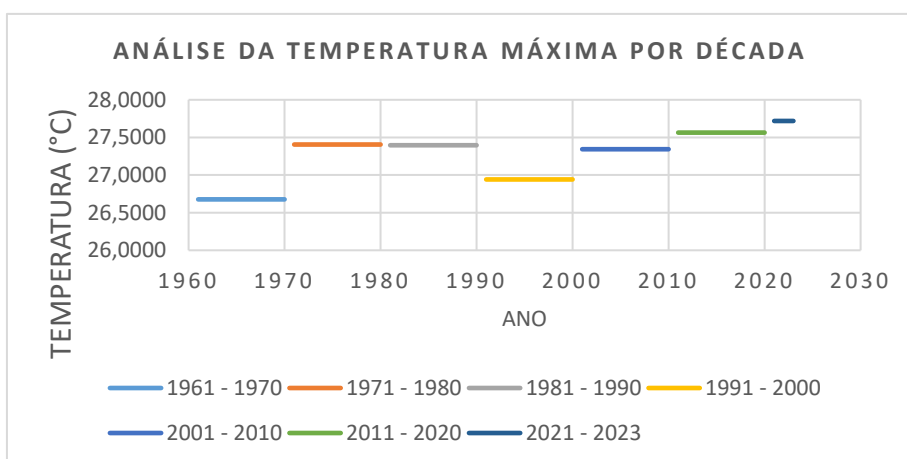
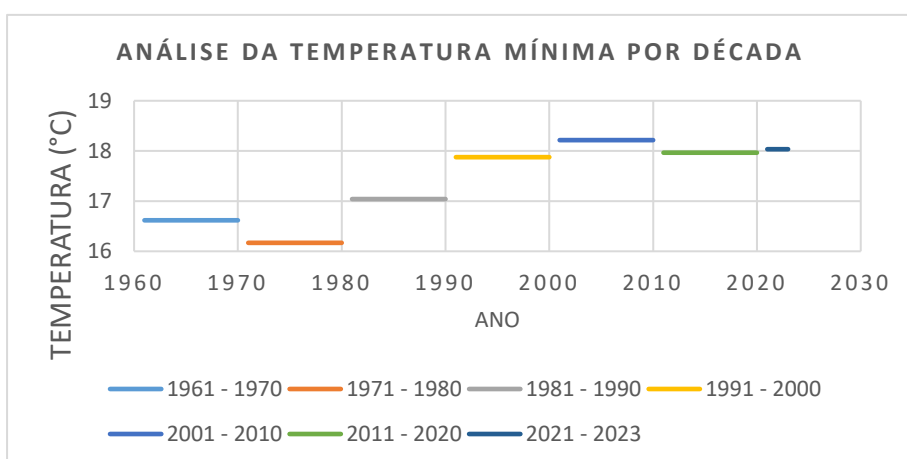


Figura 37: Média da temperatura mínima por década.



Como pôde ser observado o volume de chuvas tem aumentado. A década de 2010 a 2020 teve uma brusca queda pois representa o período de estiagem identificado na análise dos dados. Esse aumento no volume não necessariamente representa maior quantidade de dias com chuva, mas pode representar maior quantidade de volume no mesmo o dia, como indica a Tabela 20 quando observamos o aumento no terceiro quartil dos dados previstos. Para os dados de temperatura máxima e mínima, observa-se tendência crescente desde 1961.

## 5. Considerações finais

O clima de uma região é representado pelas temperaturas e precipitações características de cada lugar. Apesar das mudanças climáticas ocorrerem de forma natural ao longo dos anos, as interferências humanas têm aumentado a velocidade com que essas variações ocorram, aumentando também a quantidade de desastres climáticos.

A análise de dados históricos e previsão de valores para temperatura e precipitação são muito importantes para as tomadas de decisão afim de frear as mudanças climáticas e reverter algumas alterações já ocorridas.

O objetivo da pesquisa foi analisar as séries de dados de precipitação e temperaturas máxima e mínima no período de 1961 a 2022, identificar o melhor modelo que descreve cada uma das séries e realizar a previsão para o ano de 2023.

Modelos SARIMA e de Holt-Winters foram testados. Dentre os modelos testados, o melhor modelo SARIMA foi definido avaliando se os parâmetros encontrados eram significativos e se os resíduos não eram autocorrelacionados, com média zero e variância constante e a adequação dos dados no período de validação. Em seguida os modelos SARIMA e Holt-Winters eram comparados quanto a qualidade de previsão. Para isso foram comparadas as medidas de acurácia e o modelo que apresentasse menor valor dos erros e menor valor de THEIL'S U era escolhido para previsão.

Na análise descritiva dos dados de precipitação foi possível observar dois períodos de estiagem, de 1967 a 1977 e de 2013 a 2019. Em contrapartida é possível identificar também alguns anos que apresentaram grande volume de chuvas. Os anos de 1985, 2003 e 2020 apresentaram valores discrepantes que representam períodos com grande volume de chuva. Pela decomposição da série, a componente sazonal é bem marcada e não é identificada nenhuma tendência, porém há uma grande variabilidade nos dados.

Os modelos SARIMA e de Holt-Winters aditivo foram criados e comparados, o modelo que melhor descreveu a série e com maior capacidade de previsão foi o SARIMA  $[0,0,0][1,1,0]_{[12]}$ . A partir desse modelo foi feita a previsão para o ano de 2023.

Ao comparar as medidas de tendência central a variabilidade da série e dos valores previstos, observou-se que o valor médio e o terceiro quartil da previsão são superiores que os da série. Isso implica que para a previsão ocorrerão mais dias com volumes maiores de chuva, aumentando o risco de desastres naturais como inundações, enchentes, alagamentos e desmoronamentos. Na análise da média por década é possível ver uma certa tendência crescente no volume de chuva e os anos de 2021 a 2023 já apresentam médias bem superiores aos valores dos anos anteriores.

Para a série de temperatura máxima, tanto sazonalidade quanto tendência crescente foram observados. Os anos de 1961, 1982, 1984 e 2015 apresentaram valores discrepantes. Os anos de 2020 e 2021 apresentaram leve queda nos valores de temperatura. Considerando que uma das grandes causas do aumento de temperatura é o efeito estufa, uma justificativa para essa diminuição nesses anos foi o confinamento que ocorreu por causa do Corona vírus. Nesse período, segundo a prefeitura de Belo Horizonte (2021), houve a redução de 23% na emissão de gases de efeito estufa.

Para a série, modelos SARIMA e de Holt-Winters aditivo e multiplicativo foram testados. O modelo que melhor descreveu a série e com maior capacidade de previsão foi o SARIMA  $[2,0,0][0,1,1]_{[12]}$ . A partir do modelo foi feita a previsão para 2023.

A série de temperatura mínima apresentou tendência crescente maior que a de temperatura máxima. A sazonalidade também foi bem marcada. Mais uma vez, os anos de 2020 e 2021 apresentaram pequena queda nos valores, voltando a subir no ano de 2022.



Modelos SARIMA e Holt-Winters aditivo e multiplicativo também foram testados e o modelo escolhido para realizar a previsão de 2023 foi o SARIMA  $[2,0,0][0,1,1]_{[12]}$ .

O aumento nas temperaturas já é um assunto muito discutido e as suas maiores causas são bem conhecidas. O efeito estufa é potencializado com a emissão de gases poluentes, porém as atitudes para minimizar não tem sido suficiente e as temperaturas continuam subindo.

Na análise por década, tanto para temperatura máxima quanto mínima, os anos de 2021 a 2023 apresentaram média superior aos anos anteriores. Esse aquecimento, além dos desastres ambientais, prejudicam a saúde do ser humano com aumento do risco de alergias, asma e doenças pulmonares.

Tanto a análise dos dados, quanto as previsões são sinais de alerta indicando que o clima da cidade de Belo Horizonte pode estar sofrendo mudanças que merecem atenção. Ribeiro e Moi (1985) *apud* Assis (2010) já evidenciavam essas variações tanto na temperatura quanto na precipitação da cidade.

Seguindo as propostas de Lamarre e Pagney (1999) *apud* Mendonça (2000), essa pesquisa concluiu o primeiro passo de previsão e, para trabalhos futuros sugere a elaboração de projetos de prevenção e reparação dessas variações climáticas prevista e já ocorridas.

## Referências

ASSIS, WELLINGTON LOPES ASSIS. **O SISTEMA CLIMA URBANO DO MUNICÍPIO DE BELO HORIZONTE NA PERSPECTIVA TÊMPORO-ESPACIAL**. TESE (DOUTORADO EM GEOGRAFIA). UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS. INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS. BELO HORIZONTE. 2010.

CARVALHO, NORMA ALICE DA SILVA. **APLICAÇÃO DE MODELOS ESTATÍSTICOS PARA PREVISÃO E MONITORAMENTO DA COBRABILIDADE DE UMA EMPRESA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL**. TESE (MESTRADO EM METROLOGIA). PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO. RIO DE JANEIRO. 2011

CAVALCANTI, IRACEMA FONSECA DE ALBUQUERQUE. FERRERA, NELSON JESUS. DA SILVA, MARIA GERTRUDES ALVAREZ JUSTI. DIAS, MARIA ASSUNÇÃO FAUS DA SILVA. **TEMPO E CLIMA NO BRASIL**. 2 ED. CÂMARA BRASILEIRA DO LIVRO, SP, 2015.

DIAS, MARIA ASSUNÇÃO FAUS DA SILVA. **EFEITO ESTUFA E MUDANÇAS CLIMÁTICAS REGIONAIS**. REVISTA USP, N. 71, P. 44-51, 2006.

CLIMATEMPO. **BH TEM AS MADRUGADAS MAIS FRIAS EM MAIO**, EM PELO MENOS 33 ANOS. DISPONÍVEL EM <<https://www.climatempo.com.br/noticia/2020/05/31/bh-tem-as-madrugadas-mais-frias-em-maio-em-pelo-menos-33-anos-3848>> ACESSO EM 22 DE NOVEMBRO DE 2021.

DIMRI, T. ASHMAD, S. SHARIF, M. **TIME SERIES ANALYSIS OF CLIMATE VARIABLES USING SEASONAL ARIMA APPROACH**. DEPARTMENT OF CIVIL ENGINEERING, JAMIA MILLIA ISLAMIA, NEW DELHI, INDIA, 2020.

ESPÍNDOLA, ISABELA BATTISTELLO. RIBEIRO, WAGNER COSTA. **CIDADES E MUDANÇAS CLIMÁTICAS: DESAFIOS PARA OS PLANOS DIRETORES MUNICIPAIS BRASILEIROS**. CADERNOS METRÓPOLE, SÃO PAULO, V. 22, N. 48, PP. 365-395, MAIO/AGO 2020.

GUTIERREZ, JOSÉ LUIS CARRASCO. **MONITORAMENTO DA INSTRUMENTAÇÃO DA BARRAGEM DE CORUMBÁL POR REDES NEURAIS E MODELOS DE BOX & JENKINS**.

TESE (MESTRADO EM ENGENHARIA CIVIL). PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO. RIO DE JANEIRO. 2003.

TACONELI, CESAR AUGUSTO. **MODELOS LINEARES GENERALIZADOS**. UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ NOTA DE AULA. DISPONÍVEL EM <CHROME-EXTENSION://EFAIDNBMMNNIBPCAJPCLCLEFINDMKAJ/HTTPS://DOCS.UFPR.BR/~TACONELI/CE22518/AULA9.PDF> ACESSO EM 01 DE DEZEMBRO DE 2022.

HYNDMAN, ROB J. KHANDAKAR, YEASMIN **AUTOMATIC TIME SERIES FORECASTING: THE FORECAST PACKAGE FOR R**. JOURNAL OF STATISTICAL SOFTWARE, MELBOURNE, V. 27, N. 3, JULHO. 2008.

IBGE EDUCA. **CONHEÇA O BRASIL**. DISPONÍVEL EM <<https://educa.ibge.gov.br/jovens/conheca-o-brasil/territorio/20644-clima.html>> ACESSO EM 29 DE ABRIL DE 2021.

LUCIO, P. S. TOSCANO, E.M.M. ABREU, M. L. **CARACTERIZAÇÃO DE SÉRIES CLIMATOLÓGICAS PONTUAIS VIA ANÁLISE CANÔNICA DE CORRESPONDÊNCIA. ESTUDO DE CASO: BELO HORIZONTE - MG (BRASIL)**. REV. BRAS. GEOF. VOL.17 N.2-3 SÃO PAULO JULY/NOV. 1999.

MENDONÇA, FRANCISCO. **ASPECTOS DA INTERAÇÃO CLIMA-AMBIENTE-SAÚDE HUMANA: DA RELAÇÃO SOCIEDADE-NATUREZA À (IN)SUSTENTABILIDADE AMBIENTAL**. SIMPÓSIO BRASILEIRO CLIMATOLOGIA GEOGRÁFICA. VOL. 4, RIO DE JANEIRO, 27/11 A 01/12 DE 2000.

MIGON, HÉLIO. **ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS**. UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO INSTITUTO DE MATEMÁTICA DEPARTAMENTO DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS. NOTA DE AULA. DISPONÍVEL EM <[HTTP://WWW.DME.UFRJ.BR/DANI/PDF/SLIDESPARTEFREQUENTISTA.PDF](http://www.dme.ufrj.br/dani/pdf/slidespartefrequentista.pdf)> ACESSO EM 18 DE MARÇO DE 2021.

MORETTIN, PEDRO ALBERTO; TOLOI, CLÉLIA MARIA DE CASTRO. **ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS** – 2. ED. UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO. EDITORA BLUCHER - SÃO PAULO :2006.

MORETTIN, PEDRO ALBERTO; TOLOI, CLÉLIA MARIA DE CASTRO. **MODELOS PARA PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS – VOLUME 2 / 2. ED. - SÃO PAULO :1981.**

NASCIMENTO, A. S. NUNES, A. A. ABADE, D. D. O. CASTRO, G. A. OLIVEIRA, J. G. CASTRO, K. D. R. TEODORO, M. R. **ANÁLISE DE CHUVAS INTENSAS PARA O MUNICÍPIO DE BELO HORIZONTE.** BRAZILIAN JOURNAL OF DEVELOPMENT, VOL. 6, No. 5. 2020.

PENTEADO, KAROLINE. **MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO PARA SÉRIES TEMPORAIS.** ALURA CURSOS ONLINE, 2021. DISPONÍVEL EM <[HTTPS://WWW.ALURA.COM.BR/ARTIGOS/METRICAS-DE-AVALIACAO-PARA-SERIES-TEMPORAIS](https://www.alura.com.br/artigos/metricas-de-avaliacao-para-series-temporais)> ACESSO EM 01 DE DEZEMBRO DE 2022.

PORTAL ACTION. **SÉRIES TEMPORAIS.** DISPONÍVEL EM <[HTTP://WWW.PORTALACTION.COM.BR/SERIES-TEMPORAIS](http://www.portalaction.com.br/series-temporais)> ACESSO EM 08 DE MAIO DE 2021.

PREFEITURA DE BELO HORIZONTE. **MENOS POLUIÇÃO: EM 2020, EMISSÕES DE GASES DE EFEITO ESTUFA CAEM 23% EM BH.** DISPONÍVEL EM <<https://prefeitura.pbh.gov.br/noticias/menos-poluicao-em-2020-emissoes-de-gases-de-efeito-estufa-caem-23-em-bh#:~:text=Foto%3A%20PBH%2FDivulga%C3%A7%C3%A3o%2C%20emiss%C3%B5es%20de%20Gases%20de%20Efeito,Estufa%20caem%2023%25%20em%20BH&text=As%20emiss%C3%B5es%20de%20gases%20de,de%2029%25%20em%20igual%20per%C3%ADodo.>> ACESSO EM 15 DE JANEIRO DE 2022.

SÁ, FELIPE BARBOSA DE. **UMA COMPARAÇÃO DOS MODELOS SARIMA E HOLT-WINTERS PARA A PREVISÃO DO DESVIO DO CUSTO RELATIVO DE MANUTENÇÃO DOS VEÍCULOS DA FROTA DE UMA EMPRESA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA BRASILEIRA.,** BELO HORIZONTE, MG. MONOGRAFIA (ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA). UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS. INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS. BELO HORIZONTE, 2021.

VILELA, JACQUELINE ALVES. **VARIÁVEIS DO CLIMA URBANO: ANÁLISE DA SITUAÇÃO ATUAL E PROGNÓSTICOS PARA A REGIÃO DO BAIRRO BELVEDERE III, BELO HORIZONTE, MG.** TESE (MESTRADO EM ARQUITETURA E URBANISMO). UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS. ESCOLA DE ARQUITETURA. BELO HORIZONTE, 2007.