

ESTIMATIVAS DE MODELOS ARIMA PARA PREVISÃO DE VELOCIDADE DO VENTO NA ACADEMIA DA FORÇA AÉREA: UMA ANÁLISE ESTATÍSTICA DE SÉRIES TEMPORAIS¹

ARIMA MODELS ESTIMATES FOR WIND SPEED FORECAST AT THE BRAZILIAN AIR FORCE ACADEMY: A TIME SERIES STATISTICAL ANALYSIS

Gabriel Figueiredo Chades de Carvalho²

João Paulo Martins dos Santos³

Antonio Luiz Ferrari⁴

RESUMO

O comportamento extremo do vento pode ser prejudicial a muitas atividades humanas, inclusive para a aviação. Na Academia da Força Aérea (AFA), velocidades do vento acima dos limites permitidos para instrução aérea geram cancelamento de voos, eventualmente ocasionando atrasos no cronograma anual das missões e, por consequência, interferindo na formação dos Cadetes Aviadores. Neste contexto, análises estatísticas de séries temporais de velocidade do vento podem contribuir para se ter uma estimativa dessa variável para um período futuro, facilitando o planejamento do 2º Esquadrão de Instrução Aérea (2º EIA), por exemplo. Essa análise foi feita nesta pesquisa, utilizando dados coletados da estação meteorológica da Academia da Força Aérea. O propósito principal foi estimar os parâmetros do modelo ARIMA que melhor se adequa à série temporal de velocidades máximas diárias, com base em metodologias já desenvolvidas. Toda a manipulação de dados e estimativas foram realizadas por meio da linguagem R de programação com interface *RStudio Posit* e utilização de pacotes específicos para a modelagem de séries temporais. O modelo que melhor se adequou à série, identificado por meio da função *auto.arima*, foi o ARIMA (2, 1, 1) (11, 0, 5), obtendo valor p de 1 no teste de Ljung-Box. Foi observado no gráfico de previsão com intervalos de confiança que é esperado que aproximadamente 31,5% das velocidades máximas diárias de vento sejam maiores que 14 kt (nós) até o dia 26 de outubro de 2024, representando quase $\frac{1}{3}$ das ocorrências. A previsão passou, então, por validação gráfica e percentual com dados reais. Por fim, os resultados sugerem que o vento terá um impacto significativo na instrução aérea do 2º EIA até o dia 26 de outubro de 2024, podendo afetar o andamento do curso.

Palavras-chave: ARIMA; Velocidade do vento; Séries temporais; Previsão; Instrução aérea.

¹ Artigo de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Formação de Oficiais Aviadores (CFOAv) da Academia da Força Aérea (AFA).

² Cadete Aviador do 4º Esquadrão (Turma Árion, 2024).

³ Licenciatura Plena em Matemática e Mestrado em Matemática pelo Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas de São José do Rio Preto, Doutor em Ciências pela Escola de Engenharia de São Carlos EESC-USP. joaopaulojpms1@fab.mil.br.

⁴ Licenciatura em Física pela Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Mestrado em Bioengenharia pela Universidade de São Paulo e Doutor em Ciências da Engenharia Ambiental pela Escola de Engenharia de São Carlos EESC-USP. antonioluizalf@fab.mil.br.

ABSTRACT

The extreme behavior of the wind can be detrimental to many human activities, including aviation. At the Brazilian Air Force Academy (AFA), wind speeds above the permitted limits for instruction lead to flight cancellations, eventually delaying the annual mission schedule, interfering with the training of Aviator Cadets. In this context, statistical analyses of wind speed time series can contribute to estimating this variable for a future period, thus facilitating the planning of the 2^o *Esquadrão de Instrução Aérea* (2^o EIA), for example. This analysis was made in this research, using data collected from the Air Force Academy's meteorological station. The main purpose was to estimate the parameters of the ARIMA model that best fits the time series of daily maximum speeds, based on already developed methodologies. Data manipulations and model estimations were performed using the R programming language, through the RStudio Posit software and specific packages for time series modeling. The model that best fit the time series, identified by the *auto.arima* function, was ARIMA (2, 1, 1) (11, 0, 5), obtaining a p-value of 1 in the Ljung-Box test. It was observed in the forecast graph with confidence intervals that approximately 31.5% of the daily maximum wind speeds are expected to be greater than 14 kt (knots) until October 26, 2024, representing almost $\frac{1}{3}$ of the occurrences. The forecast then went through graphical and percentage validation with real data. Finally, the results suggest that the wind will have a significant impact on the 2^o EIA flight instruction until October 26, 2024, potentially affecting the progress of the course.

Keywords: ARIMA; Wind speed; Time series; Forecast; Aviation instruction.

INTRODUÇÃO

O vento é uma variável climática que tem influência em diversos campos de estudo e atuação do ser humano, desde a agricultura e geração de energia até transportes marítimos e aéreos. Dessa forma, o acompanhamento de seu comportamento, principalmente se atentando para possíveis alterações de velocidade, se torna extremamente relevante (Barbieri, 2016). Na aviação, esse fenômeno apresenta especial importância, sendo, inclusive, o principal fator que mantém o avião voando. Nesse contexto, esse fluxo de ar, na asa da aeronave, gera uma força para cima: a sustentação. Essa força é provocada pela diferença de pressão nessa região, que se deve às diferentes velocidades de escoamento do ar na face superior e inferior da asa, fenômeno explicado pelo efeito Bernoulli (Bezerra; Magalhães, 2020).

Contudo, nem todos os efeitos do vento na aviação são positivos. O *windshear*, também conhecido como tesoura de vento, por exemplo, sempre trouxe problemas para a aviação, por se tratar de um fenômeno em que há uma brusca variação de direção e velocidade do vento (Monteiro *et al.*, 2005). Além disso, vendavais durante tempestades podem ser perigosos. Por exemplo, houve uma tempestade com fortes ventos em Pirassununga, presenciada pelo autor deste artigo, no dia 26

de outubro de 2023, que causou danos tanto nas instalações da Academia da Força Aérea quanto em aeronaves T-27. Alguns hangares, estruturas que servem de cobertura aos boxes no pátio de estacionamento, foram completamente destruídos e outros tiveram avarias menos graves. Três aeronaves T-27 foram criticamente danificadas, de forma que não poderão continuar voando. De acordo com o site de notícias G1 (Chagas, 2023), a mensagem meteorológica especial (SPECI) do momento do evento indicava ventos com intensidade de 65 kt (120 km/h).

Em geral, situações em que as condições do vento são extremas geram perigo para a operação aérea, especialmente durante o pouso e decolagem, momentos mais críticos do voo, segundo estudo da Boeing (2022). Ventos com grande intensidade ocorrendo durante essas duas fases do voo aumentam muito a probabilidade de ocorrência de acidentes aeronáuticos. Por esse motivo, cada modelo de aeronave tem seus próprios limites de velocidade de vento para operação, de acordo com suas características. Tais valores devem ser respeitados pois, caso contrário, a segurança de voo seria comprometida, sendo recomendado que se proceda uma arremetida ou que se cancele a decolagem, por exemplo, em casos de vento acima do limite.

Esses eventos de máximo são prejudiciais para o bom desenvolvimento de uma instrução primária de voo, como é o caso do 2º Esquadrão de Instrução Aérea (2º EIA) na Academia da Força Aérea (AFA), pois podem gerar atrasos no cronograma de missões, devido a cancelamentos de voos.

Para que o Cadete conclua com êxito o curso de voo primário, deve cumprir todas as missões previstas, que somam, aproximadamente, 55 horas voadas, incluindo os casos de missões extras e repetição de missões por deficiência no desempenho. A cada ano, em média, 120 cadetes aviadores realizam o curso, o que totaliza uma necessidade de mais de 6600 horas de voo disponíveis apenas para os cadetes do voo primário. Se outras modalidades de voo do Esquadrão, como a formação de instrutores, estágio básico dos cadetes do 4º ano e instrução aérea para oficiais da Marinha do Brasil, forem incluídas nesse cálculo, o esforço aéreo necessário chega a mais de 9340 horas de voo (Brasil, 2024). Com isso, a ocorrência de eventos extremos de vento pode comprometer a instrução aérea no 2º EIA.

Dessa forma, um estudo estatístico da variável climática vento que vise à previsão de comportamentos futuros pode facilitar o planejamento da atividade aérea. Assim, por meio de ajustes de modelos auto-regressivos integrados de médias móveis (ARIMA, do inglês *Autoregressive Integrated Moving Average*) a um conjunto de dados, é possível realizar previsões de séries temporais (Morettin; Toloi, 2006), como é o caso da variação da velocidade do vento ao

longo do tempo. Também conhecido como metodologia de Box-Jenkins, esse é um processo clássico para a estimativa de valores futuros por sua versatilidade, pois pode lidar com séries temporais estacionárias ou não, com ou sem sazonalidade (Teixeira *et al.*, 2019).

Nesse contexto surge o seguinte questionamento: quais são as estimativas dos parâmetros dos modelos ARIMA para otimizar a precisão na previsão das velocidades máximas diárias do vento na AFA? Para respondê-lo, este estudo foi desenvolvido com o propósito principal de analisar os dados de vento obtidos de 2013 a 2023 pela estação meteorológica da Academia da Força Aérea, no município de Pirassununga, e estimar os valores dos parâmetros com base em metodologias já desenvolvidas.

Além do objetivo principal, buscou-se cumprir alguns objetivos específicos: oferecer subsídio estatístico a futuras previsões meteorológicas na AFA, introduzir as análises estatísticas de séries temporais no contexto acadêmico da AFA e apresentar um método de previsão que pode ser aproveitado por outros esquadrões da Força Aérea Brasileira que ministram instrução aérea, para seu próprio planejamento.

Então, realizou-se uma previsão de valores de velocidade de vento para 650 dias após o fim da série e esses resultados foram comparados com os limites de operação da aeronave T-25 Universal, empregada no 2º EIA, de forma que o Esquadrão tenha a possibilidade de aproveitar o método utilizado na pesquisa para facilitar seu planejamento. A manipulação dos dados e os cálculos no trabalho foram realizados com o uso da linguagem R de programação, desenvolvida com foco em Estatística, por meio do software *RStudio Posit*, pois é um *software* livre e bastante utilizado por universidades (Moraes; Sales; Costa, 2011), além de permitir o uso de diversos pacotes específicos, inclusive para previsão com modelos ARIMA.

1 REVISÃO DA LITERATURA

1.1 SÉRIES TEMPORAIS

Segundo Morettin e Tolo (2006), série temporal é qualquer representação do comportamento de uma variável ordenada de acordo com o tempo. Ela pode ser classificada como contínua, em que os valores se dispõem ininterruptamente no conjunto, ou discreta, caracterizada por ocorrências pontuais para cada valor, podendo ser enumeradas. As séries temporais podem, ainda, ser classificadas como multivariadas ou univariadas (Esquivel, 2012). O exemplo a seguir, no

Gráfico 1, foi extraído da série temporal utilizada nesta pesquisa. Foi escolhido um período curto, de apenas cinco dias, para facilitar a visualização e entendimento do conceito de série temporal.

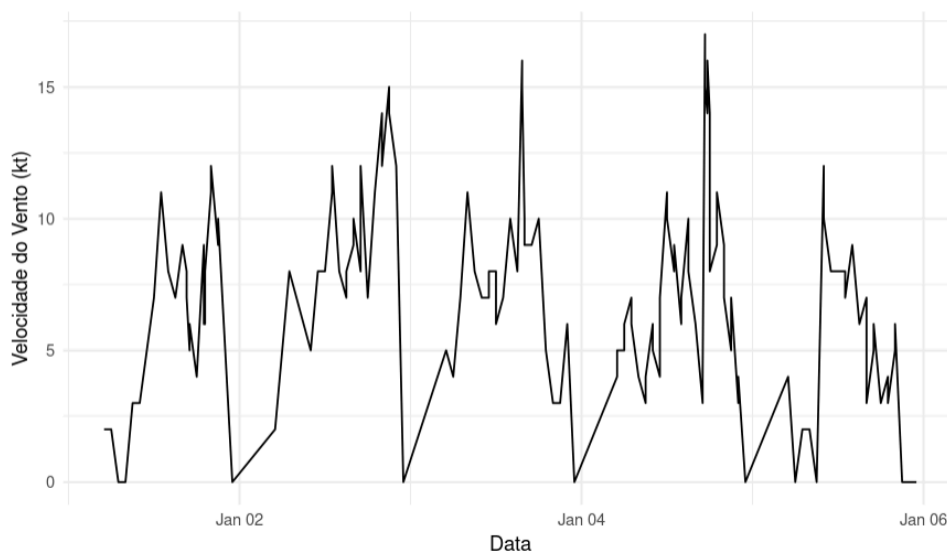


Gráfico 1 Gráfico de velocidades do vento horárias em Pirassununga, de 1 de janeiro de 2013 a 6 de janeiro de 2013

Fonte: elaboração própria.

Uma série temporal é, normalmente, composta por quatro elementos (Rossi, 2013):

- a) Tendência: principal componente da série, que mostra o sentido do deslocamento da série a longo prazo;
- b) Ciclo: movimento oscilatório que pode adquirir periodicidade com o passar de muitos anos;
- c) Sazonalidade: também oscilatório, mas de curto período, geralmente anual e normalmente associado a condições climáticas; e
- d) Erro ou ruído aleatório: parte da série de maior instabilidade, caracterizada por muitas variações aleatórias.

É possível realizar uma decomposição da série temporal para facilitar a sua análise, por meio de um modelo aditivo, pela expressão

$$Y_t = T_t + S_t + \alpha_t,$$

em que T_t representa o componente de tendência, S_t o de sazonalidade (incluindo-se o de ciclo) e α_t o de erro aleatório. Para verificar a existência de cada um desses elementos na série, são necessários alguns testes. Para a tendência, pode-se usar o teste do sinal, desenvolvido por Cox e Stuart (1955), enquanto que a sazonalidade pode ser avaliada pelo teste de Fischer. Por fim, deve-se verificar se o erro aleatório é ruído branco, ou seja, puramente aleatório. O teste de Ljung e Box (1978) é um bom método para isso (Liska *et al.*, 2013). A seguir, no Gráfico 2, um exemplo de decomposição aditiva de série temporal, utilizando a série apresentada no Gráfico 1.

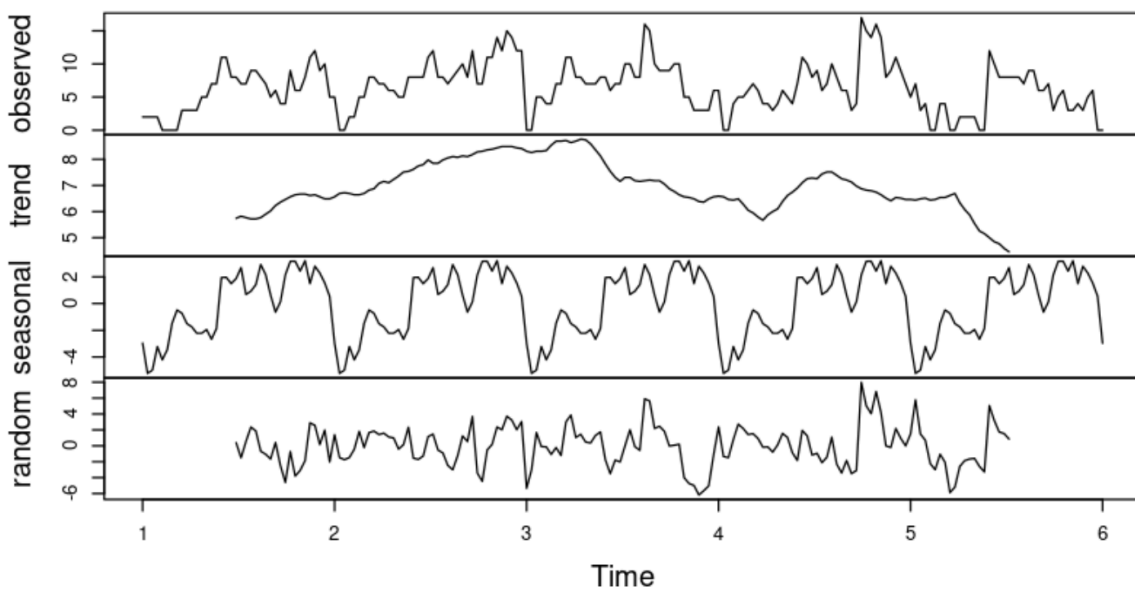


Gráfico 2 Decomposição aditiva da série temporal apresentada no Gráfico 1

Fonte: elaboração própria.

1.2 MODELOS ARIMA (p, d, q)

De acordo com Morettin e Tolo (2006), um dos objetivos de se analisar séries temporais é realizar previsões de valores futuros da variável estudada. Para se fazer essa análise, são utilizados modelos que devem ser avaliados e comparados a fim de se selecionar aquele que melhor descreva a série em questão. Um conjunto muito utilizado é a classe de modelos ARIMA (p, d, q), os quais possuem três componentes, chamados de “filtros” (Teixeira *et al.*, 2019):

- a) componente Auto-regressivo (AR), de ordem p ;

- b) componente de Integração (I), de ordem d , parâmetro que representa o número de derivações necessárias para tornar a série estacionária; e
- c) componente de Médias Móveis (MA), de ordem q .

Um clássico método de análise de modelos paramétricos, ou seja, que possuem número finito de parâmetros, é o chamado método de Box-Jenkins, que consiste em ajustar modelos ARIMA (p, d, q) a um conjunto de dados, passando por um ciclo iterativo de quatro etapas (Morettin; Toloi, 2006):

- I. especificação;
- II. identificação;
- III. estimação; e
- IV. diagnóstico.

1.3 LINGUAGEM R PARA SÉRIES TEMPORAIS E ARIMA

Para que seja possível a manipulação dos dados com linguagem R no contexto de séries temporais e modelagem ARIMA (p, d, q), a utilização de pacotes específicos se faz necessária. Segundo Febrero-Bande (2024), alguns pacotes que podem ser usados para realizar o tratamento de data e hora são: *base*, *zoo*, *chron*, *lubridate*, e *timeDate*. O pacote *lubridate*, por exemplo, possui funções como *as.POSIXct*, capaz de adequar o formato da data e hora dos dados brutos e permitir sua correta análise.

Ainda de acordo com Febrero-Bande (2024), dois pacotes básicos para modelagem ARIMA são *stats* e *forecast*, mas outros mais avançados podem se adequar melhor a objetivos complexos, como *vars*, *MTS*, *FinTS*, *StructTS* e *TSA*. O pacote *forecast*, por exemplo, dispõe de uma grande variedade de funções, incluindo *arima*, utilizada para testar manualmente os parâmetros a fim de encontrar o melhor modelo, e *auto.arima*, que realiza o processo todo de forma automática e apresenta ao usuário o melhor modelo para o conjunto de dados.

O pacote possui, ainda, a *checkresiduals*, que avalia os resíduos do modelo escolhido a fim de medir o quão adequado ele é. Quando utilizada, essa função retorna ao usuário os resultados do teste de Ljung-Box e três gráficos: um dos resíduos, outro da autocorrelação deles e um histograma. O gráfico de autocorrelação é importante pois indica o quão correlacionados entre si estão os dados analisados. Quanto menor a autocorrelação, mais adequado será o modelo. Especificamente para a

análise de resíduos, quanto mais parecido com ruído branco, ou seja, autocorrelação nula, melhor. Assim, espera-se que pelo menos 95% dos picos do gráfico de autocorrelação sejam menores que $\pm 2/\sqrt{T}$, onde T é o tamanho da série temporal (Hyndman; Athanasopoulos, 2018). A seguir, as Figuras 1 e 2 mostram um exemplo dos resultados da função *checkresiduals*, usada com o modelo ARIMA encontrado pelo *auto.arima* para a série do Gráfico 1.

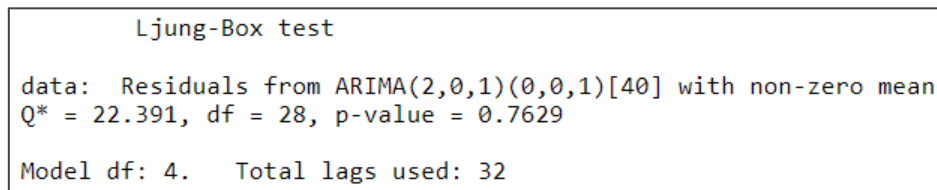


Figura 1 Resultado do teste de Ljung-Box

Fonte: elaboração própria.

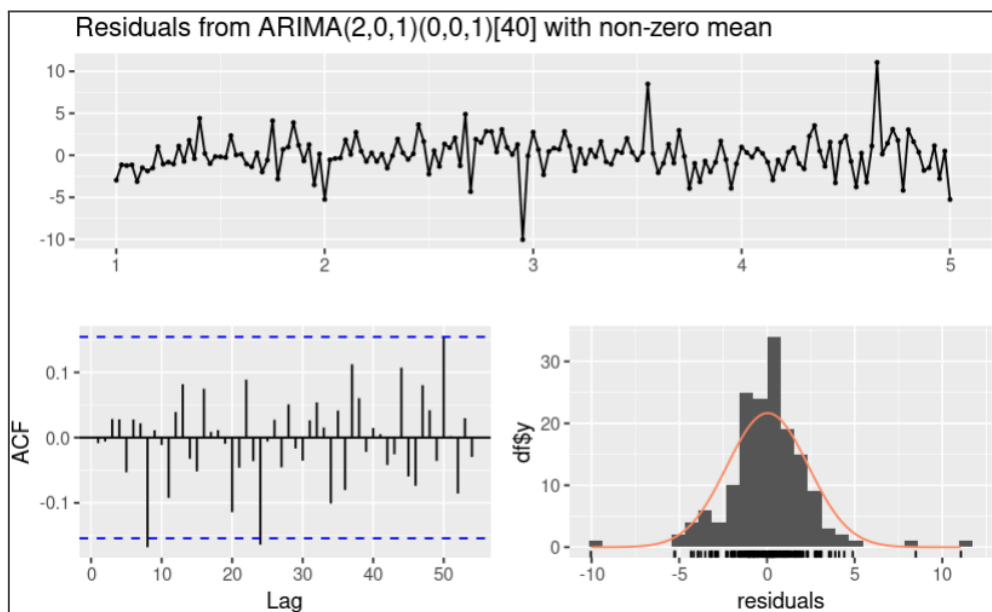


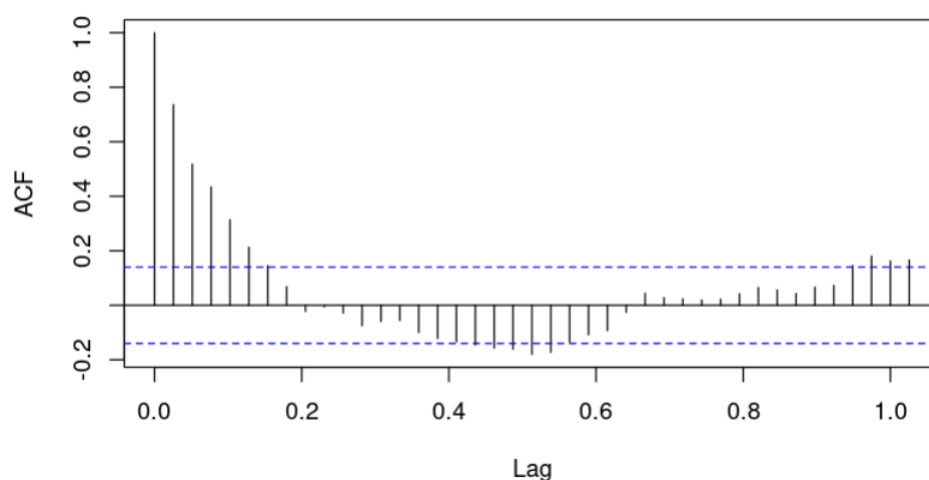
Figura 2 Gráfico dos resíduos (superior), de autocorrelações (inferior esquerdo) e histograma (inferior direito)

Fonte: elaboração própria.

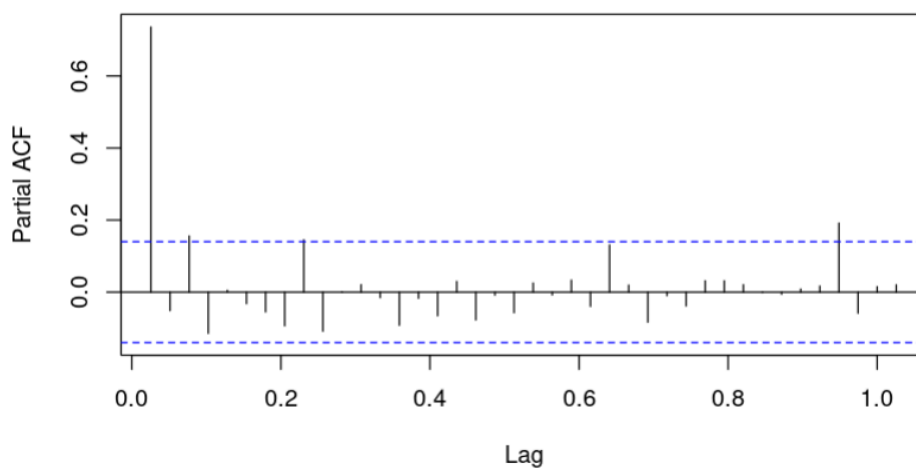
No teste de Ljung-Box exposto na Figura 1, o valor p, definido como “a probabilidade de se observar um valor da estatística de teste maior ou igual ao encontrado” (Ferreira; Patino, 2015, p. 1), foi de 0,7629. Isso significa que os resíduos do modelo utilizado se assemelham bastante ao

ruído branco, tornando-o adequado à série temporal em questão. Em suma, valores p acima de 0,05 caracterizam independência entre os valores residuais, denotando aleatoriedade.

O pacote *stats*, por sua vez, possui as funções *ts* e *plot.ts*, utilizadas para converter o conjunto de dados para o formato de série temporal e exibi-la em forma de gráfico, respectivamente. Esse pacote também inclui os comandos *acf* e *pacf*, utilizados para verificar as autocorrelações e autocorrelações parciais da série temporal e determinar um modelo ARIMA mais adequado à série, como mostra o Gráfico 3.



(A)



(B)

Gráfico 3 Gráficos de autocorrelação (A) e autocorrelação parcial (B) da série temporal do Gráfico 1, gerados por meio das funções *acf* e *pacf*

Fonte: elaboração própria.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

Baseado na classificação descrita por Gil (2002), esta pesquisa se enquadra como bibliográfica e descritiva, por meio de uma análise quantitativa de dados secundários, por se tratarem de valores numéricos de velocidade do vento.

A estrutura metodológica desta pesquisa foi baseada em Santos, Brancalhão e Jesus (2021), com a devida adaptação. A seguir, estão listados os procedimentos utilizados para cumprir o objetivo do trabalho, enumerando as etapas seguidas.

Quanto aos aspectos matemático e estatístico:

- I. feito o levantamento de dados primários por meio de site do ICEA (Instituto de Controle do Espaço Aéreo);
- II. os conceitos de séries temporais e modelagem ARIMA (p, d, q) foram revisados;
- III. foi feita a interpretação e análise de gráficos da série temporal;
- IV. estimou-se os parâmetros do modelo ARIMA (p, d, q) para os dados utilizados.

Quanto aos aspectos computacionais:

- I. a linguagem R utilizada no contexto das séries temporais foi devidamente estudada;
- II. foi realizado o pré-processamento dos dados;
- III. elaborou-se, por meio de códigos R, gráficos da série temporal; e
- IV. foi feita análise dos resíduos para identificar o modelo ARIMA mais adequado.

Quanto à análise e discussão dos resultados:

- I. realizado análise e interpretação dos resultados do desenvolvimento computacional;
- II. analisou-se a previsão de velocidades máximas do vento, comparando-a com os limites do T-25; e
- III. o modelo passou por uma validação feita com sobreposição de dados reais à previsão feita.

2.1 ORIGEM E OBTENÇÃO DOS DADOS

A série temporal de dados utilizada neste artigo é resultante do agrupamento das séries parciais provenientes da estação meteorológica da AFA, no município de Pirassununga, originada de mensagens meteorológicas METAR e SPECI. É uma série de dados ostensiva, sendo obtida no site da Divisão de Pesquisa do ICEA (2024), por meio de seu produto *online* “CLIMAER Superfície”, e separada em planilhas *.xlsx* por ano. Esses são dados de 2013 a 2023, pois o instituto não disponibiliza registros de anos anteriores.

2.2 DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL

O vento, como objeto de análise meteorológica, é caracterizado por três tipos de variáveis: intensidade, direção e caráter. A intensidade ou velocidade do vento pode ser expressa em km/h, m/s ou kt (nós), sendo essa última forma bastante utilizada no contexto da aviação e em mensagens meteorológicas METAR, disponíveis a cada “hora cheia”, e SPECI, a qualquer momento. A direção do vento é dada em graus, de 0 a 360, como em uma bússola, indicando de onde o vento está vindo. O caráter indica apenas se um evento específico foi uma rajada ou vento contínuo. Para caracterizar-se como rajada, segundo o glossário *online* da Agência Nacional de Aviação Civil (2024), deve haver um aumento de pelo menos 10 kt na velocidade do vento, em relação à sua média, num período de 10 minutos.

No contexto desta pesquisa, foi utilizada apenas a velocidade do vento como variável para estimar eventos futuros. As demais variáveis foram apresentadas a fim de agregar conhecimento e podem ser objeto de estudo para um trabalho futuro.

2.3 PRÉ-PROCESSAMENTO

2.3.1 Pré-processamento dos dados

Antes de iniciar a abordagem estatística necessária para a modelagem ARIMA, foi necessário um pré-processamento de dados, de forma a prepará-los para as próximas etapas. Essa preparação consistiu em manipulações dos dados por meio do *software RStudio Posit* (R CORE

TEAM, 2023). Foi realizada uma conversão do formato de planilhas *.xlsx* para uma única série temporal, no formato *ts*, compatível com a análise ARIMA disponível no R. Também consistiu em uma análise exploratória dos dados para trazer um maior entendimento sobre a variável em questão, utilizando a função *summary* e o pacote *ggplot2* no *RStudio Posit*.

A análise exploratória de dados (EDA, do inglês *Exploratory Data Analysis*) é um tipo de abordagem que utiliza recursos gráficos com dados “brutos”, como histogramas, bem como com estatísticas simples (média, desvio padrão, *boxplots*, etc.) com o objetivo de maximizar o entendimento de um conjunto de dados, detectar *outliers*, testar suposições, entre outras finalidades. Contudo, a EDA não se restringe à estatística com gráficos apenas. É a forma como se busca e interpreta os dados, a maneira com que eles são analisados (NIST/SEMATECH, 2023).

Em uma análise preliminar das planilhas, identificou-se a necessidade de realizar ajustes devido a alterações de alguns valores de velocidade do vento. Todos os registros, no site do ICEA, até o dia 19 de abril de 2021 continham uma vírgula, indicando a casa decimal do número, que não estava presente nas planilhas baixadas. O último valor que continha esse erro, por exemplo, foi apresentado como 8,0 kt no site, enquanto na planilha baixada estava registrado 80 kt. Para solucionar o problema, uma nova coluna foi criada nas planilhas de 2013 até 2021, onde os números foram multiplicados por 0,1, até o dia 19 de abril de 2021. A coluna com os dados originais foi mantida para efeito de organização e preservação dos dados, conforme mostra a Figura 3.

	A	B	C	D	E	F	G
1	Dados de Superfície Vento Localidade: SBYS Academia da Força Aérea, Pirassununga / SP Período: 01/01/2013 31/12/2013						
2	Data e HoraObservação	Cabeceira	Velocidade Vento (x0,1)	Direção Vento (º)	Rajada (kt)	Velocidade Vento dados origina	Velocidade Vento (kt)
3	01/01/2013 05:00:00		20	2	170		20
4	01/01/2013 05:00:00 02			2	170		20
5	01/01/2013 06:00:00	20		2	80		20
6	01/01/2013 06:00:00 02			2	80		20
7	01/01/2013 07:00:00 02			0	0		0
8	01/01/2013 07:00:00	20		0	0		0
9	01/01/2013 08:00:00	20		0	0		0
10	01/01/2013 08:00:00 02			0	0		0
11	01/01/2013 09:00:00	20		3	40		30
12	01/01/2013 09:00:00 02			3	40		30
13	01/01/2013 10:00:00 02			3	320		30
14	01/01/2013 10:00:00	20		3	320		30
15	01/01/2013 11:00:00	20		5	360		50
16	01/01/2013 11:00:00 02			5	360		50
17	01/01/2013 12:00:00 02			7	330		70
18	01/01/2013 12:00:00	20		7	330		70
19	01/01/2013 13:00:00	20		11	330		110
20	01/01/2013 13:00:00 02			11	320		110
21	01/01/2013 14:00:00 02			8	310		80
22	01/01/2013 14:00:00	20		8	300		80
23	01/01/2013 15:00:00	20		7	320		70
24	01/01/2013 15:00:00 02			7	290		70
25	01/01/2013 16:00:00 02			9	300		90

Figura 3 Amostra de dados em formato *.xlsx* referente ao ano 2013

Fonte: elaboração própria.

Segundo Colabone (2011), a Estação Meteorológica da AFA permanece inoperante das 23 h às 5 h e, de fato, isso foi observado nas planilhas, uma vez que as velocidades do vento registradas nesse período eram sempre zero. A partir de 1 de maio de 2021, percebeu-se que esse período inoperante passou a ser das 2 h às 8 h. Isso ocorreu devido à adoção do horário UTC (Tempo Universal Coordenado), o padrão utilizado mundialmente, especialmente no contexto da aviação. Os dados nulos relativos a esses períodos de inoperância não foram utilizados, conforme feito por Colabone (2011).

Após desconsiderar o período de inoperância tratado acima, verificou-se, ainda, que, nos dias em que o Horário de Verão no Brasil estava em vigor, cerca de 93,16% dos valores de velocidade do vento às 23 h (hora local) eram nulos. Além disso, quando o Horário de Verão não estava em vigor, aproximadamente 93,18% dos valores de velocidade do vento às 5 h (hora local) também foram registrados como zero. Isso indica uma grande probabilidade de que, nesses horários, a estação também estivesse inoperante e, assim, tais valores não foram utilizados.

Além disso, os dados fornecidos pelo ICEA apresentam registros de ambas as cabeceiras da pista de pouso da AFA, o que resulta em dois registros por hora. Para que houvesse apenas um valor de velocidade, selecionou-se o maior registro dentre os dois, a cada horário, descartando o menor.

Outro aspecto a ser observado são os dados não numéricos, “*nan*” (*not a number*, em inglês), informações que geram falhas em qualquer análise. Esses dados podem ser gerados devido a falhas no próprio equipamento de medição da estação meteorológica, por exemplo. Por isso, foi necessário desconsiderar todos os registros não numéricos dos dados.

Após a manipulação dos dados descrita, foram criados intervalos não equidistantes na série temporal devido à falta de registros horários, o que seria um problema para a análise feita nesta pesquisa. Para contornar isso, tentou-se utilizar valores médios diários de velocidade do vento. Contudo, conforme exposto na seção 3 deste artigo, o comportamento das médias não seria favorável ao intuito da pesquisa, devido à maior homogeneidade e estabilidade dos valores em torno da média da série, omitindo, assim, os valores extremos de vento.

Por fim, decidiu-se utilizar os valores máximos diários de velocidade do vento. Com isso, a série passou a ser de 4000 dias, de 2013 a 2023, com apenas 17 dias faltantes, os quais não afetaram a análise.

Após isso, visando realizar uma validação do ajuste do modelo ARIMA com dados reais, os últimos 350 dias da série foram separados. Dessa forma, a estimação dos parâmetros foi realizada com base nos primeiros 3650 dias da série.

2.3.2 Escolha do limite de operação a ser comparado à previsão

Por fim, para relacionar a previsão da velocidade do vento com os limites de operação da aeronave T-25 Universal na instrução aérea da AFA, estipulou-se um valor de intensidade do vento adequado a esses limites. Assim, após feita a previsão, o intervalo de confiança relativo a esse valor pôde ser observado. Com base no Manual de Procedimentos (MAPRO) do 2º EIA (Academia da Força Aérea, 2024), foi escolhida a velocidade de 14 kt pois, a partir desse valor, as missões de instrução (duplo comando) podem ser canceladas, de acordo com a direção do vento. A Figura 4 ilustra como são os limites de vento para o T-25.

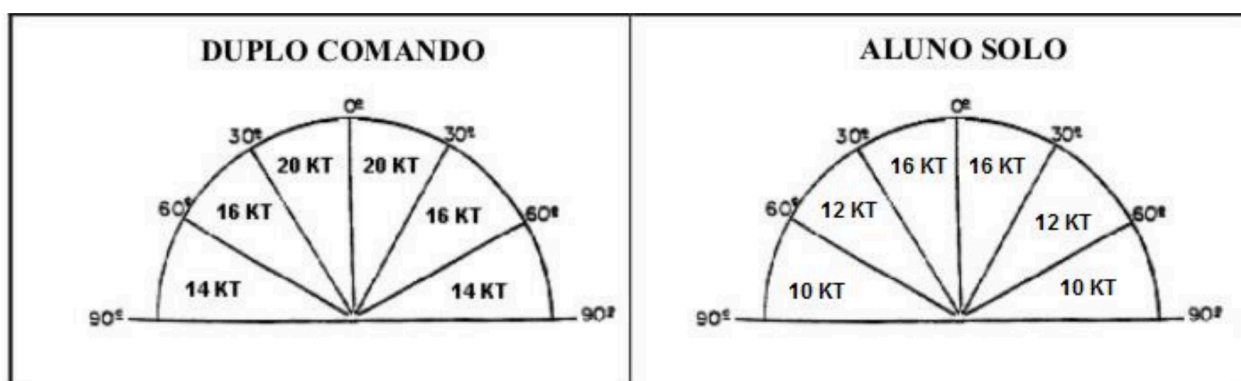


Figura 4 Diagrama de limites de velocidade do vento para a operação da aeronave T-25 no 2º EIA

Fonte: Academia da Força Aérea (2024).

Observando o diagrama acima, percebe-se que nenhum vento abaixo de 14 kt é limitante para o voo de instrução (duplo comando) do T-25. A partir desse valor, a operação começa a ficar restrita, de acordo com a direção do vento relativa à aeronave. Por exemplo, se o vento estiver a 15 kt com direção de 45° relativos do avião não é impeditivo para a decolagem, diferentemente do caso de ser 16 kt vindo da mesma direção e sentido.

2.4 MODELAGEM ARIMA

Após o pré-processamento, os dados foram analisados de acordo com o ciclo iterativo de Box-Jenkins, que, segundo Morettin e Toloí (2006), é um método que se destaca dos demais pelo pequeno número de parâmetros e precisão nas previsões. Ele consiste em ajustar modelos ARIMA (p, d, q) a um conjunto de dados, passando pelas etapas:

- I. **especificação** de uma classe de modelos para análise;
- II. **identificação** de um modelo específico, com base em critérios como análise de autocorrelações e autocorrelações parciais;
- III. **estimação** dos parâmetros p, d e q ; e
- IV. **diagnóstico** do modelo ajustado, por meio de análise de resíduos, para verificar a adequação do modelo ao propósito do estudo.

De acordo com a metodologia, caso o modelo não se adeque ao propósito, o processo acima é repetido com o objetivo de obter outras estimativas e, por consequência, determinar outro modelo. O melhor modelo pode ser, por exemplo, o que apresenta os menores valores de erro quadrático médio de previsão (Morettin; Toloí, 2006).

No processo de identificação, são realizadas estimativas preliminares de p e q do modelo identificado, como valores iniciais para o processo de estimação de máxima verossimilhança dos parâmetros. Para realizar essas estimativas, são usadas as autocorrelações amostrais (Box *et al.*, 2016; Morettin; Toloí, 2006). Quanto ao parâmetro d , é o número de vezes a se derivar a série temporal para torná-la estacionária, podendo-se, dessa forma, trabalhar com modelos ARMA(p, q). Na prática, d costuma assumir os valores 0, 1 ou no máximo 2, em que 0 define um comportamento estacionário (Box *et al.*, 2016; Morettin; Toloí, 2006).

Para otimizar o processo matemático, foram utilizados códigos em linguagem R por meio do *software RStudio Posit* durante toda a pesquisa. A estimativa dos parâmetros foi realizada com a função *auto.arima*, que realiza o ciclo iterativo de Box-Jenkins avaliando quais parâmetros melhor se adequam à série temporal carregada.

A seguir, foi feita uma análise dos resíduos com a função *checkresiduals*, a fim de conferir novamente a adequação do modelo, analisando tanto os gráficos gerados como o resultado do teste de Ljung-Box. Caso seja necessária a realização de tentativas manuais de encontrar os parâmetros

corretos, pode-se utilizar a função *arima*, inserindo cada um dos três parâmetros e analisando os resultados obtidos.

Por fim, a função *forecast* foi empregada para gerar a previsão com o modelo ARIMA mais adequado. Ela foi, então, comparada com os limites de velocidade do vento da aeronave T-25 Universal, operada pelo 2º EIA, e validada gráfica e percentualmente por meio de dados reais, a fim de observar o possível impacto no planejamento do esquadrão.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção, serão apresentados todos os resultados da pesquisa, desde a análise inicial dos dados globais até a previsão das velocidades de vento com ARIMA.

Na fase de pré-processamento, foi gerado um *data frame*, denominado dados globais, com estatísticas básicas, mas importantes para a análise dos dados. Os resultados descritivos são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1 Resultados descritivos da fase de pré-processamento

	Quantidade	Média (kt)	Desvio padrão (kt)	Mediana (kt)	Desvio absoluto médio (kt)	Mín (kt)	Máx (kt)	Amplitude (kt)	Erro padrão (kt)
Velocidade	154558	4,878	3.580	4	2.965	0	41	41	0.009
Rajada	1263	26,514	6.108	26	5.930	12	65	53	0.172

Fonte: elaboração própria.

É possível observar que a média das velocidades do vento dos dados analisados é 4,878 kt, um valor razoavelmente baixo. Como o valor máximo dessa variável foi 41 kt e ela não assume valores negativos, é esperado que os valores estejam concentrados próximos à média, com poucas velocidades altas de vento. Isso indica condição favorável para a instrução aérea. Além disso, o desvio padrão também não apresenta valor expressivo: 3,580.

A variável velocidade é mostrada em forma gráfica na Figura 5, a seguir:

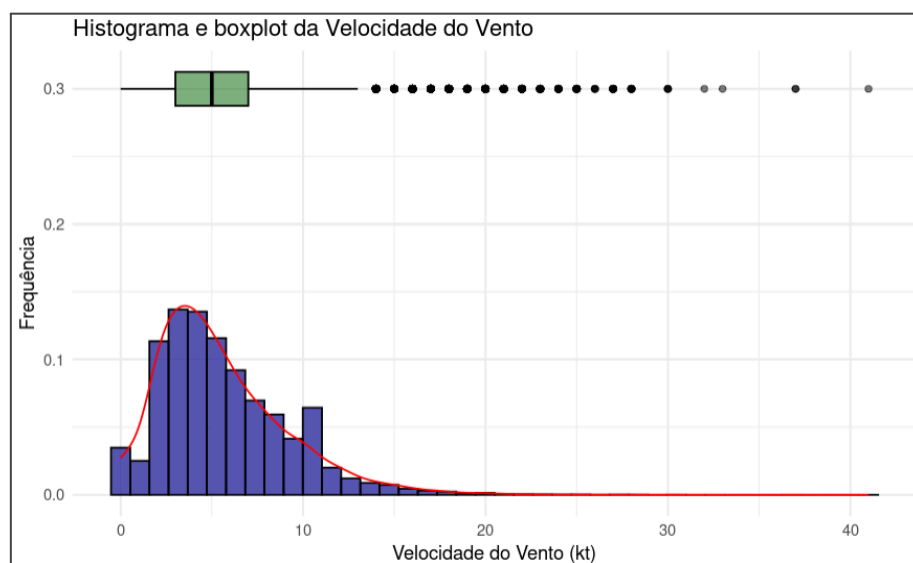


Figura 5 Histograma, *boxplot* e curva de densidade dos dados de velocidade do vento analisados

Fonte: elaboração própria.

Conforme esperado, os valores se encontram concentrados próximos da média. Além disso, pode-se perceber uma quantidade destacada de registros com 10 kt, o que indica ocorrência de ventos relativamente intensos no período analisado.

A série temporal de velocidades do vento coletadas pela Estação Meteorológica da AFA, durante os anos avaliados, é mostrada no Gráfico 4:

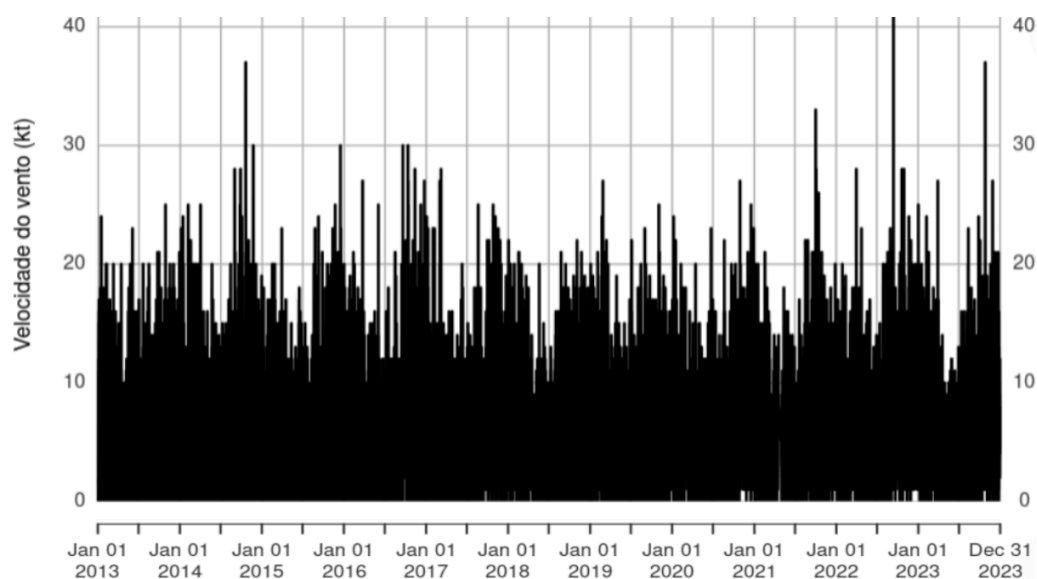


Gráfico 4 Série temporal dos dados de velocidade do vento em Pirassununga

Fonte: elaboração própria.

Como os dados de velocidade do vento são registrados a cada hora e se estendem desde 2013 até 2023, os dados do gráfico se apresentam bastante concentrados, sendo difícil a visualização dos detalhes e a percepção das características de série temporal. Contudo, estão dispostos como os do Gráfico 1, em um gráfico de linhas.

Para uma melhor compreensão, o Gráfico 5 expõe a decomposição aditiva da série.

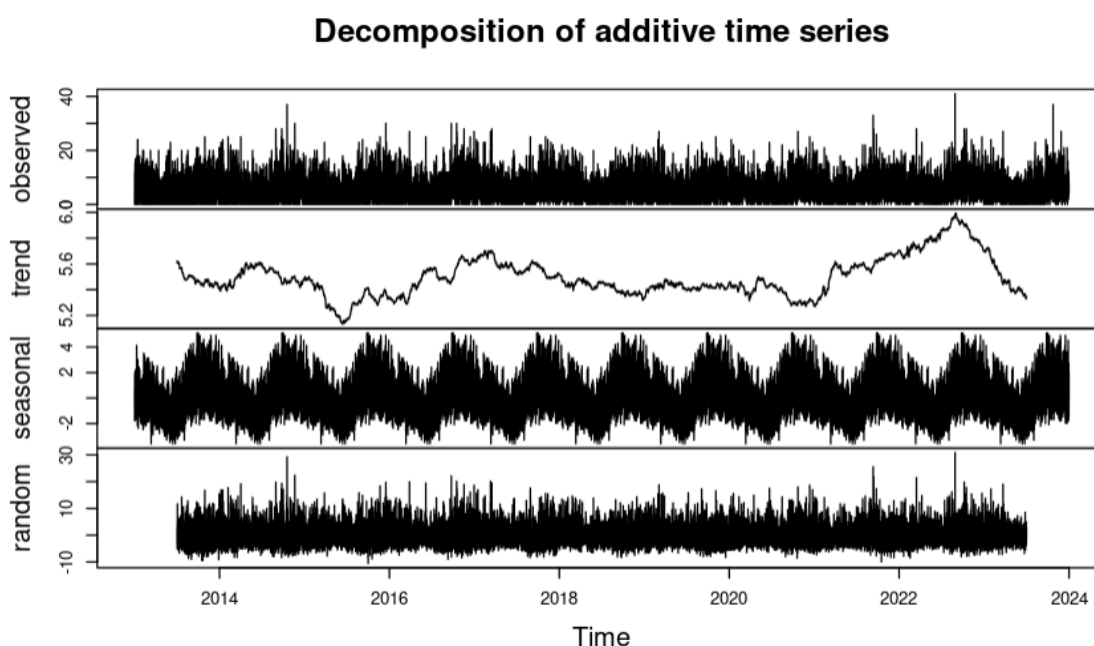


Gráfico 5 Decomposição aditiva da série temporal de velocidades do vento em Pirassununga

Fonte: elaboração própria.

3.1 RESULTADOS DA SÉRIE DE MÉDIAS DIÁRIAS

O Gráfico 6, a seguir, mostra a disposição dos dados na série temporal, se agrupados em forma de médias diárias. Ele mostra como os dados se comportam de forma mais estável e com sazonalidade mais definida, podendo ser usados num estudo futuro com médias diárias da velocidade do vento.

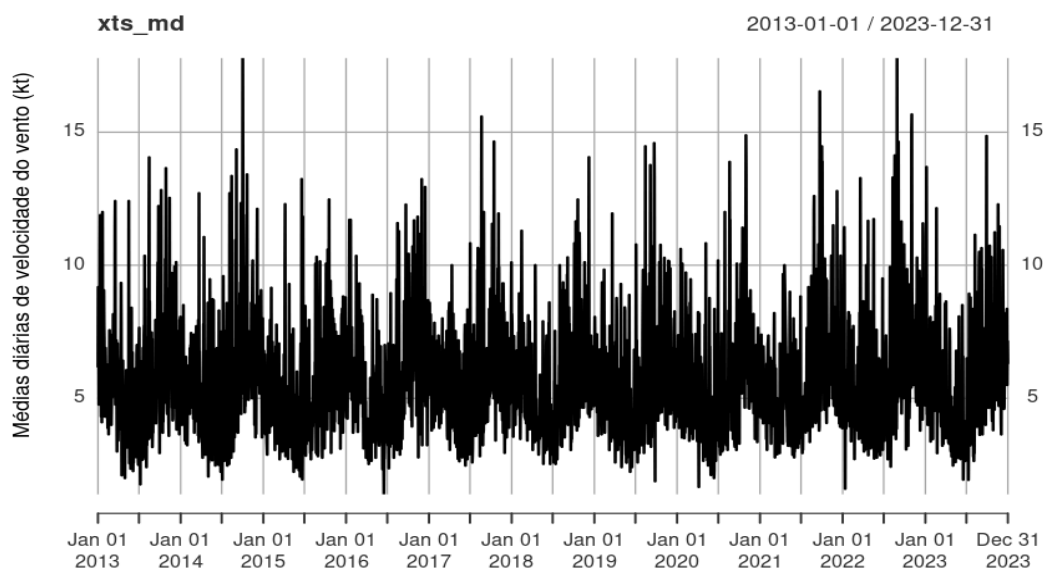


Gráfico 6 Série temporal de velocidades médias diárias de vento em Pirassununga

Fonte: elaboração própria.

A Figura 6 mostra a função de densidade das médias diárias. É possível perceber uma maior homogeneidade dos dados, se comparados aos valores horários. Contudo, o gráfico ilustra de forma qualitativa que a probabilidade de um valor médio exceder os 14 kt é baixa, inviabilizando a comparação dos valores com os limites de operação a serem avaliados.

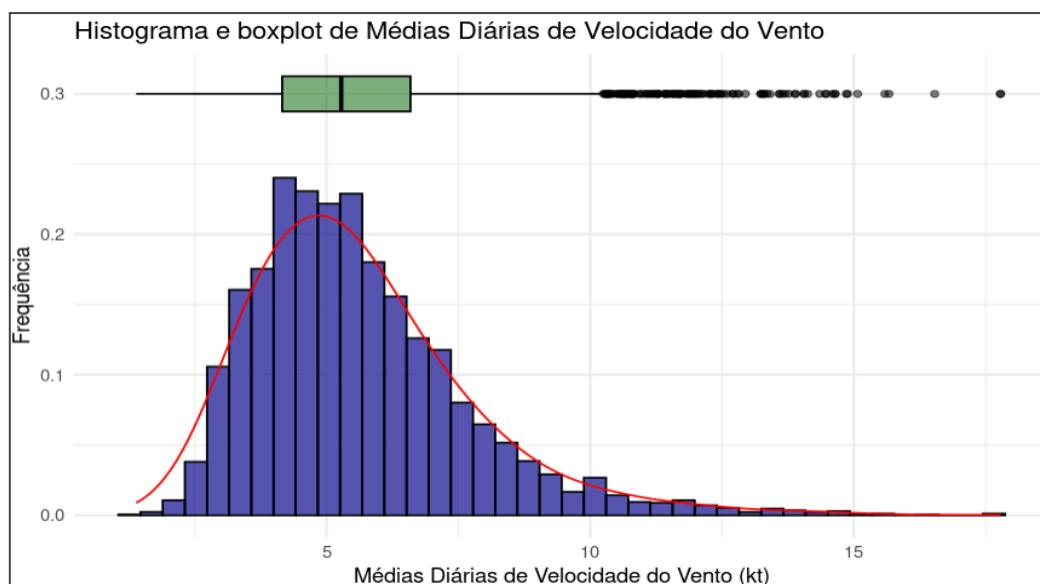


Figura 6 Histograma, boxplot e curva de densidade empírica para as velocidades médias diárias de vento em Pirassununga.

Fonte: elaboração própria.

A função *auto.arima* para as velocidades médias retornou o modelo ARIMA (0, 0, 1) (3, 2, 4), que obteve valor p de 0.8912 no teste de Ljung-Box, indicando adequação do modelo. A Figura 7 ilustra os resíduos, ACF e a densidade dos residuais.

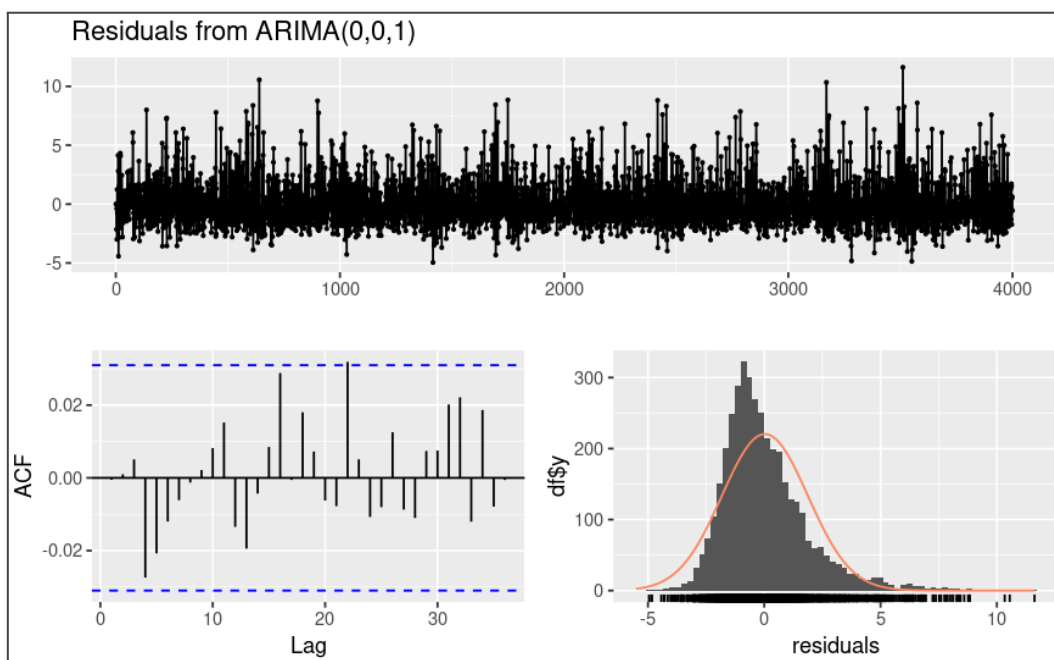


Figura 7 Resíduos do ARIMA (0, 0, 1) (3, 2, 4) para as velocidades médias diárias.

Fonte: elaboração própria.

Observa-se que apenas um dos picos de autocorrelação ultrapassa o limite de $\pm 2/\sqrt{T}$, indicando, novamente, que o modelo é adequado à série de médias.

A série temporal de velocidades médias e sua previsão até 26 de outubro de 2024 são ilustradas no Gráfico 7, com intervalos de confiança de 80% e 95%, respectivamente.

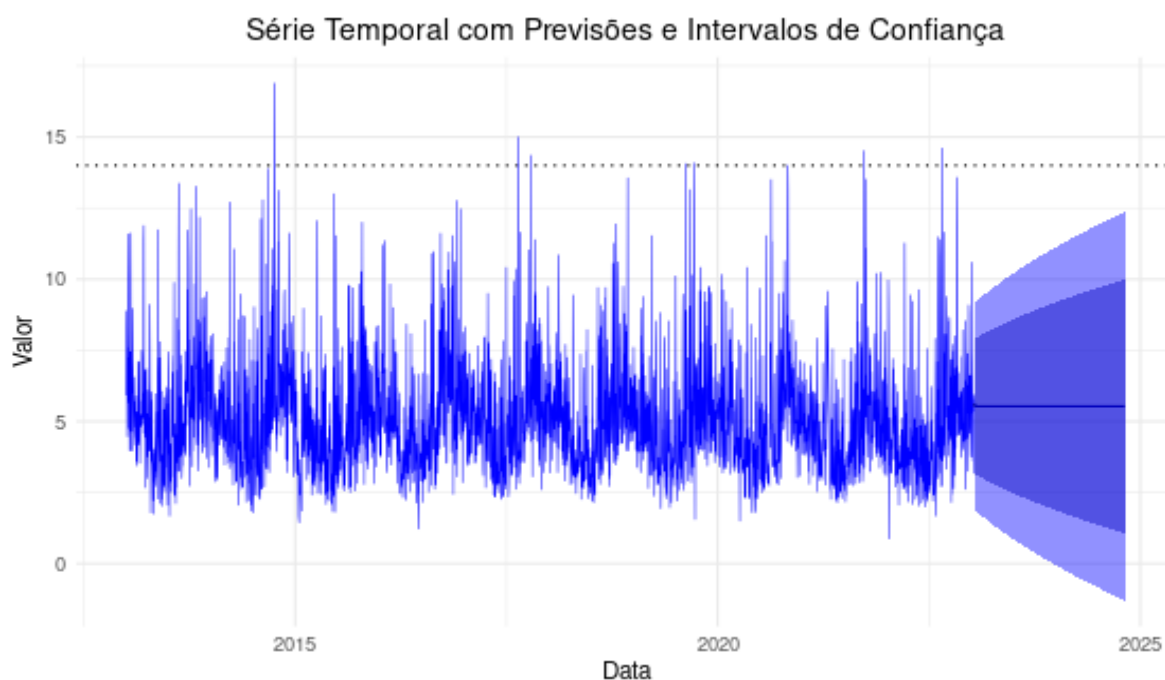


Gráfico 7 Previsão com intervalos de confiança das velocidades médias diárias até 26 de outubro de 2024.

Fonte: elaboração própria.

Em termos médios, é improvável que valores superiores a 14 kt (reta pontilhada na Figura 14) sejam observados, tanto na série de médias diárias calculadas quanto na observação do intervalo de previsão. Apesar disso, pode ser observado que tais valores ocorrem, mas com pouca frequência. Estas observações podem ser reforçadas por meio dos resultados do Gráfico 8, o qual ilustra os intervalos de confiança do Gráfico 7 sobrepostos aos valores de velocidades médias da série que não foram utilizadas na estimativa do modelo ARIMA. Deve ser notado que os intervalos de confiança são mais largos nas regiões mais distantes, ocasionando mais incerteza nas estimativas.

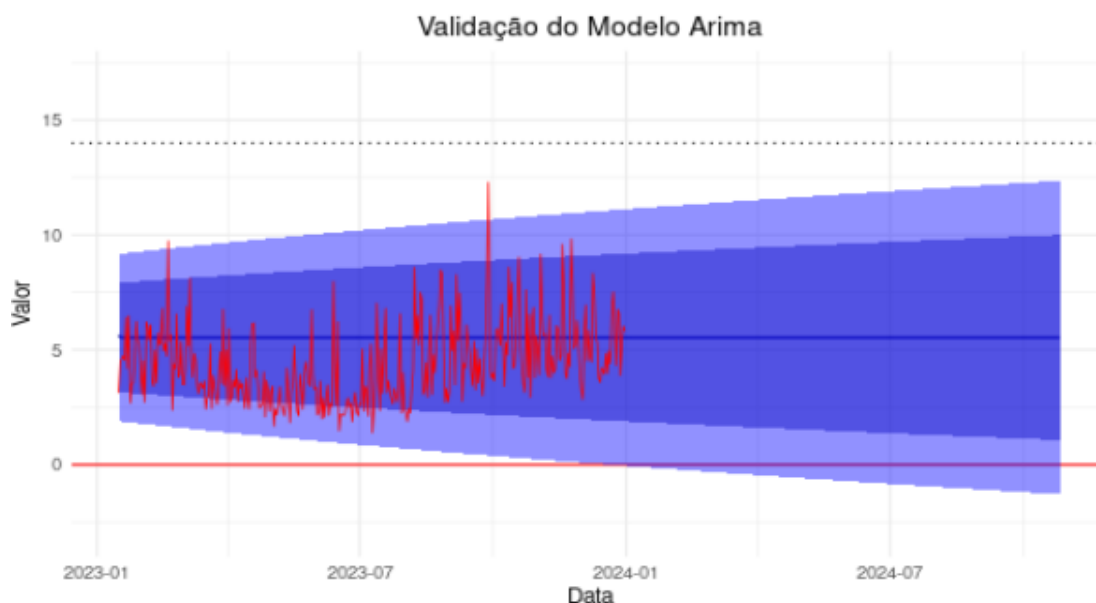


Gráfico 8 Validação: Intervalos de confiança para velocidades médias diárias sobrepostos aos valores de velocidades médias diárias calculadas.

Fonte: elaboração própria.

Observa-se que o comportamento dos dados condiz com os intervalos de confiança calculados, indicando, novamente, adequação do modelo à série temporal.

Apesar das velocidades médias se comportarem de maneira mais estável, os valores extremos podem ocorrer, conforme pode ser observado na série histórica inicial. Dessa maneira, conclui-se que uma análise dos valores máximos diários de vento é melhor para que velocidades extremas sejam capturadas.

3.2 RESULTADOS DA SÉRIE DE MÁXIMOS DIÁRIOS

A seguir, o Gráfico 9 mostra a série temporal de velocidades máximas diárias de vento e o Gráfico 10 mostra sua decomposição. É possível perceber que a série de velocidade máxima diária do vento, assim como a de médias, apresenta sazonalidade bem definida, se comparada à série original. Quanto a esse aspecto, observa-se que as maiores velocidades ocorrem nos primeiros e últimos meses do ano, ou seja, no verão, e as menores velocidades no inverno.

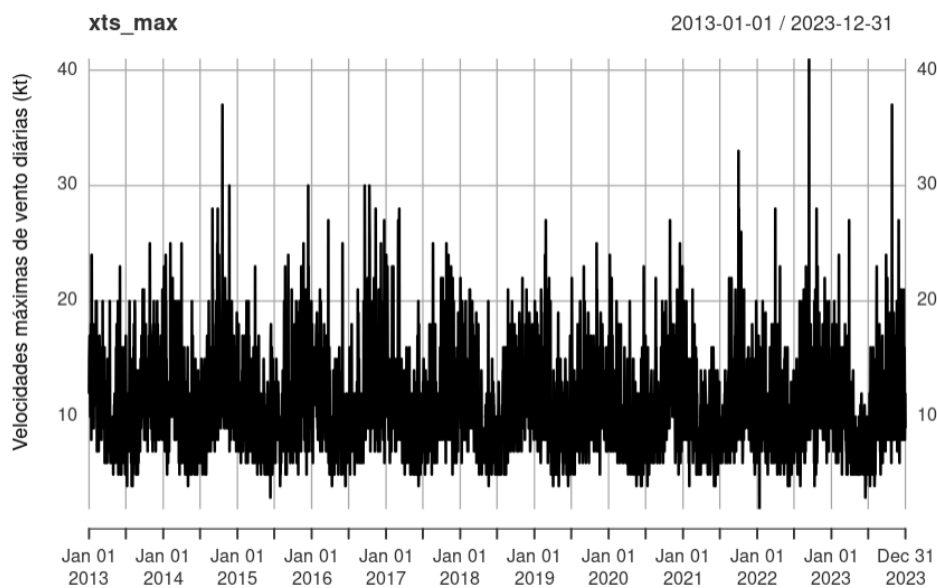


Gráfico 9 Série temporal de velocidades máximas diárias de vento em Pirassununga

Fonte: elaboração própria.

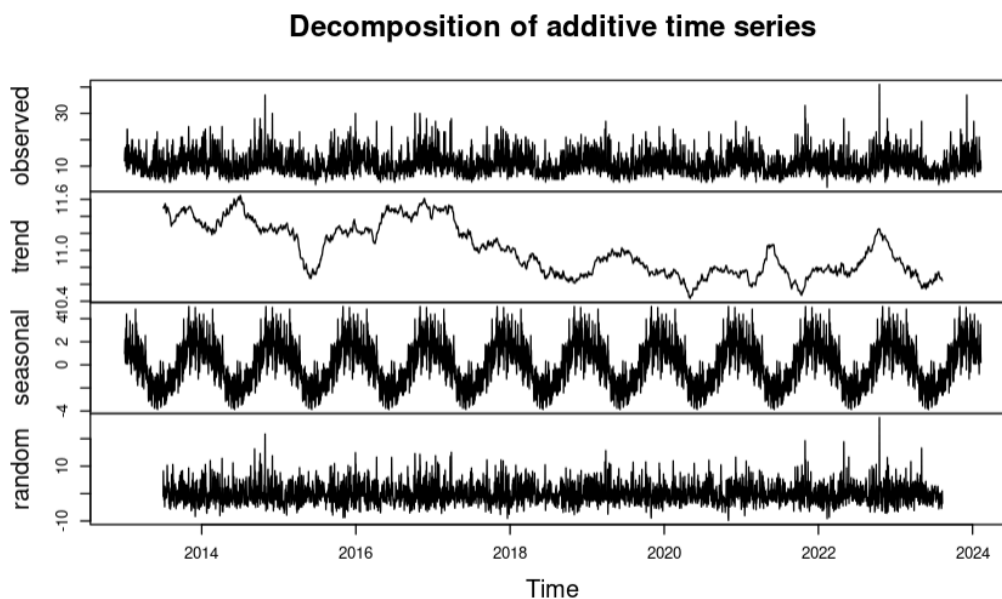


Gráfico 10 Decomposição aditiva da temporal de velocidades máximas diárias de vento em Pirassununga

Fonte: elaboração própria.

Aplicando a função *auto.arima* a essa nova série temporal, após separar os últimos 350 dias para validação, obtém-se que o modelo mais adequado a ela é ARIMA (2, 1, 1) (11, 0, 5), ou seja, os parâmetros de p , d e q , respectivamente, são 2, 1 e 1. Cabe ressaltar a presença dos

parâmetros sazonais no modelo selecionado (11, 0, 5), mas que não foram o foco da presente pesquisa.

Em seguida, por meio da função *checkresiduals*, foi realizada uma análise dos resíduos desse modelo para a série. O teste de Ljung-Box obteve um valor p de 1, indicando que os resíduos são ruído branco e o modelo é adequado, conforme mostra a Figura 8.

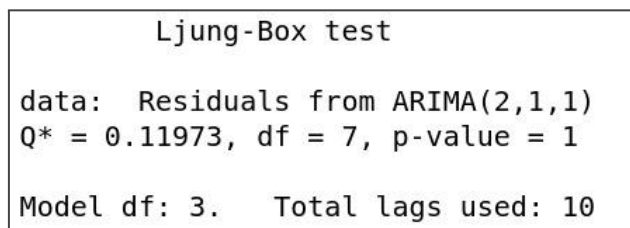


Figura 8 Teste de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA (2, 1, 1) (11, 0, 5)

Fonte: elaboração própria.

Observa-se, na Figura 9, que apenas dois picos de autocorrelação excederam os limites de $\pm 2/\sqrt{T}$ (linha tracejada azul no gráfico ACF), indicando, novamente, que os resíduos se comportam como ruído branco.

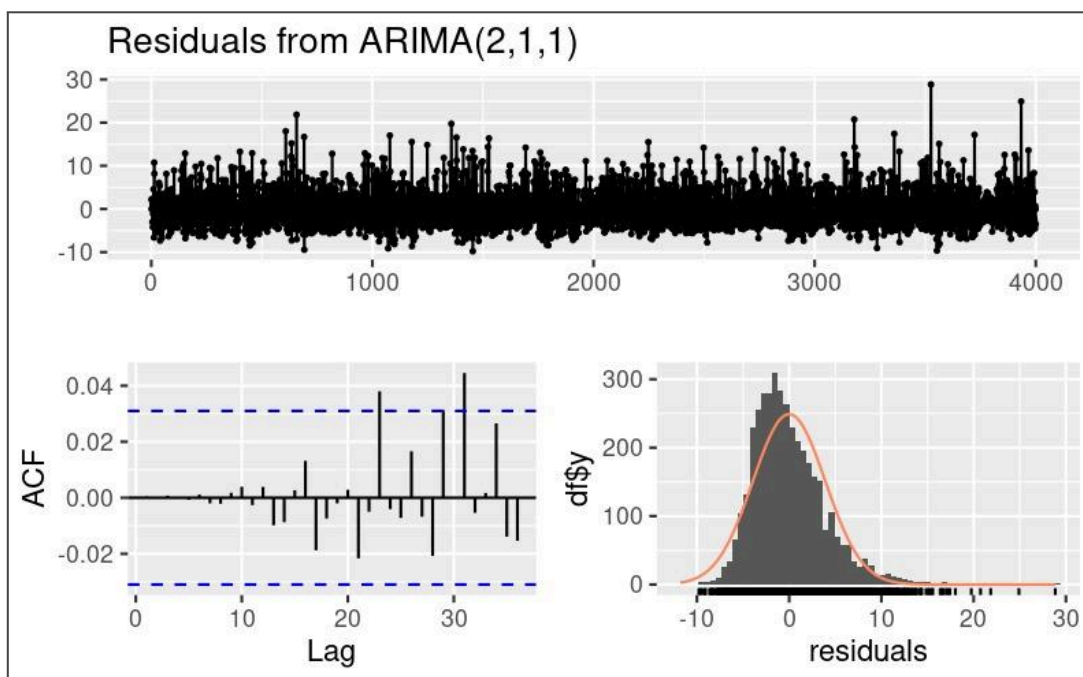


Figura 9 Análise de resíduos do modelo ARIMA (2, 1, 1) (11, 0, 5)

Fonte: elaboração própria.

Não seria possível realizar a escolha de um modelo melhor por meio da análise de autocorrelações e autocorrelações parciais, uma vez que, segundo Hyndman e Athanasopoulos (2018), quando os valores dos parâmetros p e q são ambos positivos, os gráficos ACF e PACF não são úteis para isso. Contudo, o modelo ARIMA (2, 1, 1) (11, 0, 5) se adequou à série temporal, não sendo necessário buscar um outro.

O Gráfico 11, a seguir, ilustra os resultados Arima para as velocidades máximas diárias e os intervalos de confiança para previsão de 650 dias após o fim da série, ou seja, até 26 de outubro de 2024.

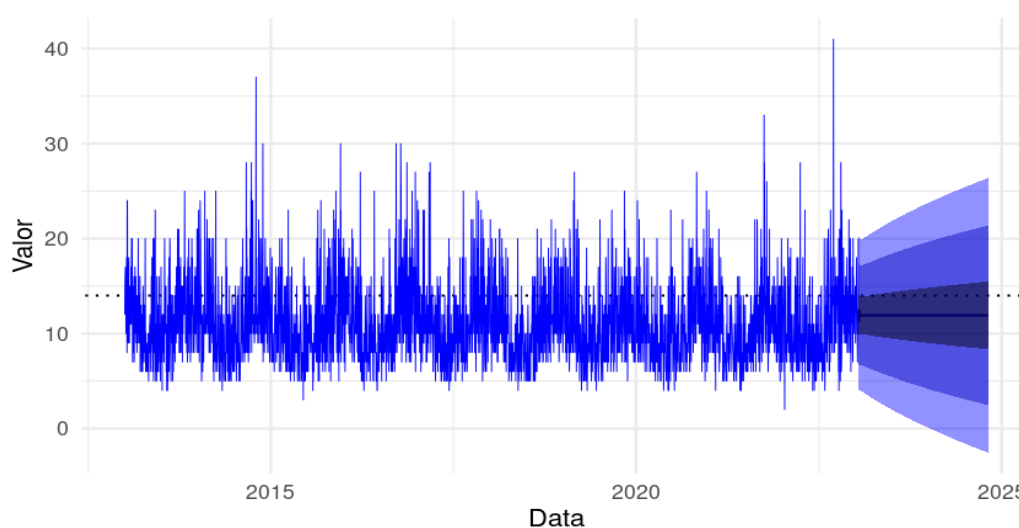


Gráfico 11 Previsão de velocidades máximas do vento com linha tracejada em 14 kt e intervalos de confiança de 37% (azul escuro), 80% (azul) e 95% (azul claro) para 650 dias.

Fonte: elaboração própria.

O intervalo de confiança de 37% foi destacado pois é o que mais se aproxima da linha tracejada de 14 kt, sendo útil para delimitar os ventos acima desse valor. Dessa forma, espera-se que aproximadamente 68,5% (50%, intervalo inferior à média do modelo, somado a 18,5%, metade superior do intervalo de 37%) dos valores reais sejam menores que 14 kt. Assim, espera-se que aproximadamente 31,5% dos valores reais sejam superiores a 14 kt, quase $\frac{1}{3}$ dos valores.

Para fins de validação, o Gráfico 12 destaca os intervalos de confiança da previsão, com o conjunto de dados dos últimos 350 dias do ano de 2023, não utilizados para os cálculos do modelo.

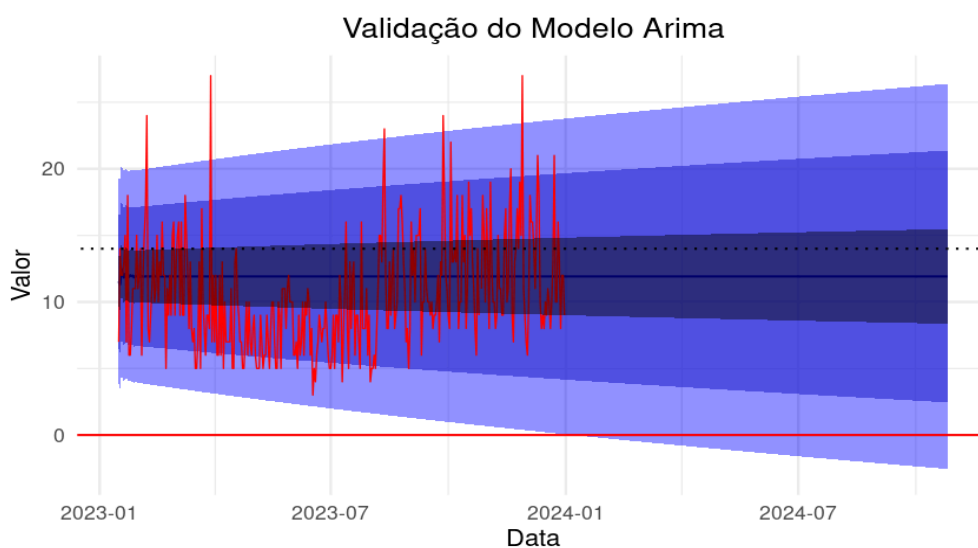


Gráfico 12 Validação: Intervalos de confiança de velocidades máximas para 650 dias sobrepostos às velocidades máximas diárias dos últimos 350 dias da série temporal.

Fonte: elaboração própria.

É possível perceber que, graficamente, o modelo parece ter se adequado bem à série temporal, com os valores reais oscilando em torno da média do modelo e respeitando os intervalos de confiança calculados. Houve apenas um período, começando aproximadamente no meio do mês de março até o final de julho, em que as velocidades máximas diárias registradas se mantiveram relativamente baixas. Isso ocorreu, provavelmente, devido ao fato de que o vento no meio do ano, no geral, apresenta menor intensidade, conforme observado no Gráfico 10 por meio da componente sazonal da série. Contudo, isso não exclui a possibilidade de influências de fenômenos climáticos como El Niño e La Niña, podendo ser o foco de um futuro estudo envolvendo séries temporais de vento.

Em termos percentuais, aproximadamente 21,43% dos valores reais utilizados na validação são maiores ou iguais a 14 kt, uma porcentagem menor que a prevista pelo modelo. Isso ocorreu, provavelmente, devido ao período de ventos mais fracos relatado acima.

Foi destacada uma reta horizontal vermelha marcando onde os valores de vento seriam iguais a zero pois não podem existir velocidades abaixo desse valor. Assim, como o intervalo de confiança teórico de 95% corta essa reta e “invade” o quadrante em que as velocidades seriam negativas, isso não representa a realidade. A reta foi destacada a fim de esclarecer essa possível dúvida.

Por fim, os resultados sugerem que a velocidade do vento terá um impacto significativo na atividade aérea do 2º EIA até o dia 26 de outubro de 2024, podendo afetar o andamento do curso dos Cadetes Aviadores.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo realizado é de grande relevância para a atividade aérea, especificamente para o 2º EIA na AFA. Utilizando a mesma metodologia e linhas de códigos empregadas nesta pesquisa, é possível estimar os parâmetros de modelos ARIMA que melhor se adequem a previsões de velocidade do vento para outros períodos, ou para atualizar os resultados baseados em atualizações do conjunto de dados. Dessa forma, este estudo oferece subsídios para que se tenha um maior planejamento das missões de voo, otimizando a instrução aérea para os Cadetes Aviadores.

Além disso, o método utilizado para comparar previsões de velocidade do vento a limites de operação de uma aeronave pode ser utilizado no contexto de outros esquadrões da Força Aérea Brasileira que ministram instrução aérea, contribuindo com seu próprio planejamento.

É importante ressaltar que este trabalho proporciona a possibilidade de ser realizado um futuro estudo de séries temporais mais aprofundado, especialmente no âmbito da AFA, buscando correlacionar a variável “velocidade do vento” com outras, como “rajada” ou “direção”, por exemplo. Essa última, especificamente, pode ser estudada separadamente, buscando verificar se a direção do vento, em média, permanece a mesma se comparada à época em que as pistas da AFA foram construídas.

É possível, ainda, relacionar a ocorrência de valores extremos de vento com eventos climáticos como El Niño e La Niña, a fim de analisar a influência deles no conjunto de dados, buscando identificar ciclos e sazonalidade. Para isso, faz-se necessário um conjunto de dados maior, com algumas décadas, a fim de capturar esses eventos climáticos sazonais e obter uma análise mais assertiva. Uma possibilidade é inserir o conjunto de dados utilizados por Colabone (2011) ou utilizar dados provenientes da plataforma Google Earth Engine, por exemplo.

REFERÊNCIAS

ACADEMIA DA FORÇA AÉREA. **Manual de Procedimentos do 2º Esquadrão de Instrução Aérea (MAPRO)**. Pirassununga: AFA, 2024.

AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL. **ANACpédia**. 2024. Disponível em: https://www2.anac.gov.br/anacpedia/por_esp/tr4752.htm#:~:text=1%20Aumento%20repentino%20e%20pronta,um%20intervalo%20de%2010%20minutos. Acesso em: 10 mar. 2024.

BARBIERI, L. F. P. **Episódios significativos de ventos de través no aeroporto de Petrolina**: um estudo de condições meteorológicas adversas em operações de pouso e decolagem. 2016. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2016. Disponível em: <http://dspace.sti.ufcg.edu.br:8080/xmlui/handle/riufcg/695>. Acesso em: 16 mar. 2023.

BEZERRA, A. S.; MAGALHÃES, D. A. Sustentação da asa de um avião. **Anais da Feira de Ensino, Pesquisa e Extensão do Campus São Francisco do Sul**, São Francisco do Sul, v. 1, n. 8, 2020. Disponível em: <https://publicacoes.ifc.edu.br/index.php/fepefsfs/article/view/1988>. Acesso em: 26 jun. 2023.

BOEING. **Statistical summary of commercial jet airplane accidents**: Worldwide Operations 1959 – 2021. 2022. Disponível em: https://www.boeing.com/resources/boeingdotcom/company/about_bca/pdf/statsum.pdf. Acesso em: 26 jun. 2023.

BOX, G. E. P. *et al.* **Time series analysis**: forecasting and control. 6. ed. Hoboken: Wiley, 2016.

BRASIL. Diretoria de Ensino da Aeronáutica. Academia da Força Aérea. **Programa de Instrução e Manutenção Operacional (PIMO)**. Pirassununga: AFA, 2024.

CHAGAS, I. Chuva forte em Pirassununga destrói hangares e danifica aeronaves da Academia da Força Aérea. **G1**, 2023. Disponível em: <https://g1.globo.com/sp/sao-carlos-regiao/noticia/2023/10/27/temporal-em-pirassununga-destroi-hangares-e-danifica-aeronaves-da-academia-da-forca-aerea.ghtml>. Acesso em: 10 mar. 2024.

COLABONE, R. O. **Nevoeiro e dinâmica atmosférica**: uma contribuição ao estudo sobre ocorrências de nevoeiro no aeródromo da Academia da Força Aérea - Pirassununga/SP. 2011. Tese (Doutorado em Engenharia Ambiental) – Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18139/tde-19122011-143601/publico/TeseRosangelaOliveiraColabone.pdf>. Acesso em: 5 mar. 2024.

COX, D. R.; STUART, A. Some quick sign tests for trend in location and dispersion. **Biometrika**, Oxford, v. 42, n. 1/2, p. 80-95, 1955.

ESQUIVEL, R. M. **Análise espectral singular: modelagem de séries temporais através de estudos comparativos usando diferentes estratégias de previsão**. 2012. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial) – SENAI CIMATEC, Salvador, 2012.

Disponível em:

<http://repositoriosenaiba.fieb.org.br/bitstream/fieb/728/1/Disserta%c3%a7ao%20de%20RenataEsquivelDissertacao15junh12.pdf>. Acesso em: 19 mar. 2023.

FEBRERO-BANDE, M. Series de tiempo con R. *In*: ALCOFORADO, L. F. *et al.* (org.).

Aplicações em R: encurtando distâncias nas ciências. Universidade de São Paulo. Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos. cap. 4, p. 78-133, 2024. Disponível em:

www.livrosabertos.abcd.usp.br/portaldelivrosUSP/catalog/book/1249. Acesso em: 14 abr. 2024.

FERREIRA, J. G.; PATINO, C. M. O que realmente significa o valor-p? **Jornal Brasileiro de Pneumologia**. v. 41, n. 5, p. 485, 2015. Disponível em:

<https://www.scielo.br/j/jbpneu/a/SWk5XsCsXTW7GBZq8n7mVMJ/?format=pdf&lang=pt>. Acesso em: 14 abr. 2024.

GIL, A, C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 2. ed. Melbourne: OTexts, 2018.

INSTITUTO DE CONTROLE DO ESPAÇO AÉREO. **Divisão de Pesquisa**. 2024. Página inicial. Disponível em: <https://pesquisa.icea.decea.mil.br/>. Acesso em: 10 mar. 2024.

LISKA, G. R. *et al.* Estimativas de velocidade máxima de vento em Piracicaba–SP via séries temporais e teoria dos valores extremos. **Revista Brasileira de Biometria**, São Paulo, v. 31, n. 2, p. 295-309, 2013.

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

MONTEIRO, M. A. *et al.* Os perigos do vento para a aviação. **Boletim da Sociedade Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 29, n. 3, p. 45-51, 2005.

MORAES, R. F.; SALES, P. R. H.; COSTA, J. F. S. Utilização do software estatístico R na previsão de séries temporais: série prêmio de resseguro. **Cadernos do IME**, Rio de Janeiro, v. 30, p. 01-17, 2011.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006.

NIST/SEMATECH. **E-Handbook of Statistical Methods**. 2023. Disponível em:

<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>. Acesso em: 5 abr 2024.

R CORE TEAM. **The R project for statistical computing**. 2023. Página inicial. Disponível em:

<https://www.r-project.org/>. Acesso em: 23 ago. 2023.

ROSSI, D. J. **Previsão de velocidade dos ventos por redes neurais artificiais e ARIMA de Box & Jenkins**. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/handle/11449/111121>. Acesso em: 20 mar. 2023.

SANTOS, J. P. M.; BRANCALHÃO, S. É.; DE JESUS, A. F. Ajuste de Distribuições de Valores Extremos em Velocidade de Vento. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, v. 8, n. 1, 2021.

TEIXEIRA, R. *et al.* Previsão de séries temporais de velocidade do vento utilizando redes neurais artificiais e métodos estatísticos na região de Arraial do Cabo - RJ. *In: Anais do Congresso brasileiro de inteligência computacional*, 14., 2019, Belém. Disponível em: <https://sbic.org.br/wp-content/uploads/2019/12/CBIC2019-101.pdf>. Acesso em: 20 mar. 2023.