



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS  
GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ATUARIAS

AILANE SANTOS SANTANA

**ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADA AO MONITORAMENTO DE  
ACIDENTES NO TRANSPORTE AÉREO BRASILEIRO**

São Cristóvão – SE  
2022

AILANE SANTOS SANTANA

**ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADA AO MONITORAMENTO DE  
ACIDENTES NO TRANSPORTE AÉREO BRASILEIRO**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Ciências Atuariais do Departamento de Estatística e Ciências Atuariais – DECAT da Universidade Federal de Sergipe - UFS, como parte dos requisitos obrigatórios para obtenção do Título de Bacharel em Ciências Atuariais.

Orientador: Prof. Dr. Cleber Martins Xavier  
Coorientadora: Prof. Dr. Cristiane Toniolo Dias

AILANE SANTOS SANTANA

**ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADA AO MONITORAMENTO DE  
ACIDENTES NO TRANSPORTE AÉREO BRASILEIRO**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Ciências Atuariais do Departamento de Estatística e Ciências Atuariais – DECAT da Universidade Federal de Sergipe - UFS, como parte dos requisitos obrigatórios para obtenção do Título de Bacharel em Ciências Atuariais.

Orientador: Prof. Dr. Cleber Martins Xavier  
Coorientadora: Prof. Dr. Cristiane Toniolo Dias

Aprovado em: \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_.

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr. Cleber Martins Xavier

---

Prof. Me. Vanessa Kelly dos Santos

---

Prof. Dr. Kleber Fernandes de Oliveira

São Cristóvão – SE  
2022

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a toda minha família por acreditar em mim e me proporcionar tamanho privilégio de cursar ensino superior. Maria Elizabeth Santos Santana, minha querida mãe a qual me fez tanta falta nesses anos que passamos distantes. Antônio Marcos Silva de Santana, meu pai, que com toda simplicidade e humildade, lutou para que eu pudesse estar ocupando este espaço. Aos meus irmãos, Antônio José de Santana Neto, Wiliam Santos Santana e Walisson Santos Santana, por estarem sempre torcendo por mim. Em especial ao Walisson, o qual cuidou de mim durante essa jornada, me ouviu quando precisei falar, me acolheu quando precisei chorar.

Agradeço aos professores do Departamento de Estatística e Ciências Atuariais pelo empenho e dedicação para passar seus conhecimentos, em especial ao professor Cleber e a professora Cristiane, por acreditarem em mim e me ajudarem no desenvolvimento deste trabalho. Agradeço aos colegas da UFS os quais se tonaram grandes amigos, Alexia, Camila, Emily, Samara e Jorge, em especial ao Thiago, por ter me acolhido quase como uma irmã, por ter sido meu coach motivacional por várias vezes quando pensei em desistir, meu muito obrigada por tornarem essa etapa mais leve e feliz, torço pelo sucesso de todos.

Por fim, mas não menos importante, agradeço a Deus por ter me dado forças, saúde e proteção durante essa jornada. E agradeço a mim mesma, por ter me provado que posso ser mais forte do que eu imagino, que a pequena menina de Tucano - BA pode crescer.

## RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo desenvolver modelos de previsão da série temporal das ocorrências e acidentes aeronáuticos no Brasil, para tal propósito foi utilizada base de dados do CENIPA - Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos, referentes aos registros de ocorrências aeronáuticas no Brasil do período de 2012 até 2021, tendo um total de 5.447 observações, para a análise dos dados e estimação dos modelos foram utilizados o Microsoft Excel e o Rstudio versão 4.2.1. A seleção dos modelos foi desenvolvida utilizando a metodologia de Box e Jenkins, avaliando a autocorrelação serial, selecionando o melhor modelo pelo critério akaike (AIC) e analisando os resíduos do modelo selecionado. Dessa forma, para a previsão da série de ocorrências aéreas foi selecionado o modelo SARIMA (5,1,7)(0,1,1)<sup>12</sup> com AIC = 810,899 e para a série de acidentes aéreos o modelo SARIMA (0,1,3)(0,1,2)<sup>12</sup> com AIC = 779,028.

**Palavras-chave:** acidentes aéreos; ocorrências aeronáuticas; séries temporais; previsão de acidentes.

## ABSTRACT

The present work aims to develop prediction models of the time series of aeronautical occurrences and accidents in Brazil, for the purpose the database of CENIPA - Center for Investigation and Prevention of Aeronautical Accidents was used, references to the records of aeronautical occurrences in Brazil of the period 2012 and 2021.4, with a total of 5447 observations, for data analysis and analysis of the models used in Microsoft Excel and Rstudio version 4.2.1. The models were developed using the methodology of Box and Jenkins, evaluating the autocorrelation, selecting the best akaike series selection model (AIC) and analyzing the residuals of the selected model. Thus, for a prediction of the series occurrences and acidentes air was selected the SARIMA model  $(5,1,7)(0,1,1)^{12}$  with  $AIC = 810,899$  and SARIMA model  $(0.1, 3)(0,1,2)^{12}$  with  $AIC = 779,028$  respectivity.

**Keywords:** air accidents; aeronautical occurrences; time series; accident prediction.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução anual do número de voos - mercados doméstico e internacional, no período de 2012 a 2021. ....	16
Figura 2 – Mapa de fluxos aéreos de passageiros domésticos no Brasil, em 2019. ....	17
Figura 3 - Ligações aéreas de movimentação de passageiros mais demandadas em 2019. ....	18
Figura 4 - Ligações aéreas de movimentação de carga mais demandadas em 2019. ....	18
Figura 5 - Histórico de Acidentes Aeronáuticos no Brasil de 1979-2020. ....	21
Figura 6 - Total de Ocorrências Aeronáuticas para os anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	29
Figura 7 - Média Anual de Ocorrências Aeronáuticas dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	29
Figura 8 - Total de Acidentes Aeronáuticos para os anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	31
Figura 9 - Média Anual de Acidentes Aeronáuticos dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	31
Figura 10 - Total de Ocorrências Aeronáuticas por Classificação dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	32
Figura 11 - Ocorrências Aeronáuticas por Peso da Aeronave dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	32
Figura 12 - Acidentes Aeronáuticos por Peso da Aeronave dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	33
Figura 13 - Classificação de Ocorrência Aeronáutica por Tipo de Aeronave dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	33
Figura 14 - Causas mais Recorrentes Geradoras de Ocorrências Aéreas dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	34
Figura 15 - Ocorrências Aéreas em cada Estado Brasileiro dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	35
Figura 16 - Acidentes Aéreos em cada Estado Brasileiro dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	35
Figura 17 - Ocorrências Aeronáuticas no Brasil (2012- 2021). ....	36
Figura 18 - Decomposição aditiva da série ocorrências aeronáuticas do Brasil dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA. ....	37
Figura 19 - Autocorrelação da Variável Ocorrências. ....	37
Figura 20 - Autocorrelação Parcial da Variável Ocorrências Aeronáuticas. ....	37
Figura 21 - Autocorrelação da Variável Ocorrências (com primeira diferença). ....	38

Figura 22- Autocorrelação Parcial da Variável Ocorrências Aeronáuticas (com primeira diferença).....	39
Figura 23- Autocorrelação da Variável Ocorrências Aeronáuticas (diferença sazonal de 12 meses).....	39
Figura 24 - Autocorrelação Parcial da Variável Ocorrências Aeronáuticas (diferença sazonal de 12 meses). ....	39
Figura 25 - Ocorrências Aeronáuticas no Brasil (2012- 2021) aplicada Primeira Diferença...	40
Figura 26 - Análise dos Resíduos do Modelo SARIMA (5,1,7)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	41
Figura 27 - Comparação da Série Original com a Série do Modelo dos Dados de Ocorrências Aeronáuticas. ....	42
Figura 28 - Previsão de Ocorrências Aéreas no Brasil, primeiro trimestre 2022.....	42
Figura 29 - Acidentes Aeronáuticos no Brasil (2012- 2021). ....	43
Figura 30 - Decomposição aditiva da série de acidentes aeronáuticos do Brasil dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.....	44
Figura 31 - Autocorrelação da Variável Acidentes. ....	44
Figura 32 - Autocorrelação Parcial da Variável Acidentes Aeronáuticas. ....	45
Figura 33 - Acidentes Aeronáuticos no Brasil (2012- 2021) Aplicada Primeira Diferença.....	45
Figura 34 - Autocorrelação da Variável Acidentes (com primeira diferença). ....	46
Figura 35 - Autocorrelação Parcial da Variável Acidentes Aeronáuticas (com primeira diferença).....	46
Figura 36 - Autocorrelação da Variável Acidentes (diferença sazonal de 12 meses). ....	47
Figura 37 - Autocorrelação Parcial da Variável Acidentes (diferença sazonal de 12 meses). .	47
Figura 38 - Análise dos Resíduos do Modelo SARIMA(0,1,3)(0,1,2) <sup>12</sup> .....	48
Figura 39 - Comparação da Série Original com a Série do Modelo dos Dados de Acidentes Aeronáuticas. ....	49
Figura 40 - Previsão de Acidentes Aeronáuticos no Brasil, primeiro trimestre 2022. ....	49



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Dados de Ocorrências Aeronáuticas no Brasil no período de 2012 - 2021. ....	28
Tabela 2 - Dados de Acidentes Aeronáuticos no Brasil no período de 2012 a junho de 2022. ....	30
Tabela 3 - Resultados dos Testes de Estacionariedade da série de ocorrências aéreas no Brasil, 2012 a 2021. ....	38
Tabela 4 - Previsão do Número de Ocorrências Aeronáuticas no Brasil, para o primeiro trimestre de 2022. ....	43
Tabela 5 - Resultados dos Testes de Estacionariedade série de acidentes aéreas no Brasil, 2012 a 2021. ....	45
Tabela 6 - Previsão do Número de Acidentes Aeronáuticos no Brasil, para o primeiro trimestre de 2022. ....	50

## **LISTA DE QUADRO**

Quadro 1 - Definição dos Modelos da família SARIMA.....	26
---	----

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>11</b>
<b>2. OBJETIVOS</b> .....	<b>13</b>
2.1. OBJETIVO GERAL .....	13
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	13
<b>3. JUSTIFICATIVA</b> .....	<b>14</b>
<b>4. REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>15</b>
4.1. TRANSPORTE AÉREO NO BRASIL .....	15
4.2. INVESTIGAÇÃO DOS ACIDENTES AÉREOS NO BRASIL .....	19
4.3. ESTUDOS DE ACIDENTES AÉREOS .....	21
<b>5. METODOLOGIA</b> .....	<b>23</b>
5.1. BASE DE DADOS .....	23
5.2. SÉRIES TEMPORAIS .....	23
5.3. MODELOS SARIMA .....	25
<b>6. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>28</b>
6.1. ANÁLISE DE SÉRIE .....	28
6.2. ANÁLISE DE SÉRIE TEMPORAL .....	36
6.2.1 Comportamento da Série de ocorrências .....	36
6.2.2 Verificação do Modelo .....	40
6.2.3 Previsão de Ocorrências Aeronáuticas .....	41
6.2.4 Comportamento da Série de Acidentes .....	43
6.2.5 Verificação do Modelo .....	48
6.2.6 Previsão de Acidentes Aeronáuticas .....	49
<b>7. CONCLUSÃO</b> .....	<b>51</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>52</b>
<b>APRÊNDICE A- Script no R</b> .....	<b>54</b>

## 1. INTRODUÇÃO

Diante da extensão continental do território brasileiro o transporte aéreo é essencial para que haja rápida conexão territorial, sendo capaz de transportar passageiros e cargas em longas distâncias em um curto período de tempo (ONTL, 2022). Em alguns casos, o único meio de acesso a determinadas localidades é por meio de transporte aéreo, em virtude das deficiências nas rodovias, ferrovias e hidrovias, o que causa atraso no desenvolvimento e integração econômica do Brasil (SENADO, 2009).

O transporte aéreo é de suma importância devido a agilidade no deslocamento de pessoas e materiais que influenciam diretamente na economia do país. Assim, atraindo desenvolvimento econômico por meio da competitividade dos territórios, gerando empregos e circulação financeira, tornando necessária a expansão da infraestrutura e segurança do setor (ONTL, 2022).

O acesso ao transporte aéreo tem se difundido cada vez mais em diversas esferas na sociedade (FERRARI, 2021), diante do crescimento do setor aéreo é de interesse de toda a sociedade evitar o aumento de acidentes aeronáuticos, tornando-se cada vez mais necessário o aperfeiçoamento das tomadas de decisão para ações preventivas, as quais objetivam a redução de perdas de vidas decorrentes de acidentes aeronáuticos (POLLI e VIEIRA, 2015).

Estudos desenvolvidos com dados de acidentes aéreos são de grande importância, pois tendo em vista o constante crescimento no número de passageiros, prever possíveis problemas contribui para a segurança de seus usuários como também para a viabilidade do transporte aéreo (FORMIGONI, 2021).

Uma ferramenta que pode ser usada como um meio importante de monitoramento do transporte aéreo é a elaboração de previsões de ocorrências aeronáuticas, permitindo a identificação de padrões em determinados períodos e a previsão do número de acidentes, assim podendo ser uma valiosa informação que auxilie na estratégia de ações de prevenção (POLLI e VIEIRA, 2015). Isso pode ser feito por meio da análise de série temporal, essa análise baseia-se no conjunto das observações de uma variável de interesse ao longo do tempo, na qual as observações futuras dependem do histórico de informações do passado.

Como a análise de dados tem-se tornado popular no ambiente de tomada de decisão, se faz necessário a utilização de ferramentas de computação para que se possa extrair informações com mais agilidade e precisão. Por essa razão é comum a utilização de métodos computacionais e linguagem de programação (FORMIGONI, 2021). Uma linguagem de programação muito utilizada no desenvolvimento de análise de dados é a linguagem de programação R, o qual trata-

se de uma linguagem estatística e ambiente no qual apresenta um conjunto integrado de instalações de programas para manipulação de dados, cálculos e exibição gráfica (RSTUDIO, 2022). Neste estudo será utilizado base de dados extraída do CENIPA-Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos, referente a frequência de ocorrências aeronáuticas no Brasil, do período de 2012 à 2021 contendo 5.447 observações. As variáveis de interesse utilizadas foram: data das ocorrências aéreas; classificação das ocorrências aeronáuticas, sendo elas, incidente, incidente grave e acidente; causas das ocorrências; estado brasileiro o qual houve a ocorrência; se houve ou não vítimas fatais na ocorrência aérea; tipo de aeronave; peso da aeronave.

O presente estudo propõe-se a encontrar os melhores modelos de série temporal que se ajustem ao número de ocorrências e acidentes aeronáuticos do Brasil, e com eles, gerar previsões dos valores futuros de ocorrências e acidentes aeronáuticos.

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1. OBJETIVO GERAL**

O presente estudo tem como objetivo construir modelos de previsão para as ocorrências e acidentes aéreos no Brasil por meio da análise de séries temporais.

### **2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Descrever os registros de ocorrências e acidentes aeronáuticos ocorridos no Brasil entre os anos de 2012 a 2021;
- Estudar o comportamento da série de ocorrências e acidentes aeronáuticos;
- Utilizar a metodologia de Box e Jenkins a fim de encontrar o modelo que melhor represente as séries de ocorrências e acidentes;
- Realizar previsões para as séries de ocorrências e acidentes aeronáuticos para os primeiros três meses de 2022.

### **3. JUSTIFICATIVA**

Tendo em vista que o transporte aéreo é considerado seguro, quando ocorrem acidentes neste segmento de transporte há muita repercussão, sendo assim, levantando o questionamento acerca da real segurança deste meio de transporte. Levando em consideração que com a globalização e avanços tecnológicos, torna-se cada vez mais necessário o deslocamento de longas distâncias em pouco tempo, a busca por transporte aéreo tem se tornado uma necessidade. Desse modo, o tema escolhido se justifica, pois, há grande importância demonstrar as condições atuais da incidência de ocorrência e acidentes aeronáuticos, auxiliando no monitoramento destas, e colaborando para tomada de decisões acerca de atividades preventivas.

## 4. REFERENCIAL TEÓRICO

### 4.1. TRANSPORTE AÉREO NO BRASIL

O transporte aéreo no Brasil teve início na segunda metade da década de 1920, sendo monopolizado por duas empresas estrangeiras – a Compagnie Gpenerale Aéroposte e a Condor Syndikat. No período de 1940-1950 em decorrência de acontecimentos políticos como a Segunda Guerra Mundial, houve a dissolução no monopólio das empresas estrangeiras, havendo a criação de empresa de transporte aéreo brasileira e a consolidação dela no mercado (BIELSCHOWSKY E CUSTÓDIO, 2011). O marco inicial da aviação comercial no Brasil, ocorreu em 1º de janeiro de 1927, onde a primeira empresa no Brasil - Condor Syndikat, transportou passageiros em um hidroavião Atlântico, no percurso do Rio de Janeiro para Florianópolis (CBIE, 2019).

Segundo Pereira (1987), no final da década de 1950 houve uma alavancada no transporte aéreo, em virtude de avanços tecnológicos que proporcionaram o aumento da produtividade das empresas, além de melhorias que proporcionaram maior capacidade de transportar passageiros e cargas em uma maior velocidade operacional (MALAGUITTI, 2001). Em 1960, o Brasil tornou-se o segundo país com maior volume de tráfego aéreo da rede comercial do mundo, atrás apenas dos Estados Unidos (CBIE, 2019).

A partir dos anos de 1960, o transporte aéreo brasileiro enfrentou uma forte crise, devido a instabilidades no setor político e econômico do país e a forte concorrência no mercado (MALAGUITTI, 2001). Em seguida houveram períodos de regulamentação e desregulamentação no mercado de transporte aéreo e novos períodos de crise e crescimento do mercado, atualmente a aviação brasileira é reconhecida como uma das maiores do mundo, tanto no número de aeronaves, quanto em tráfego aéreo (RASO, 2020).

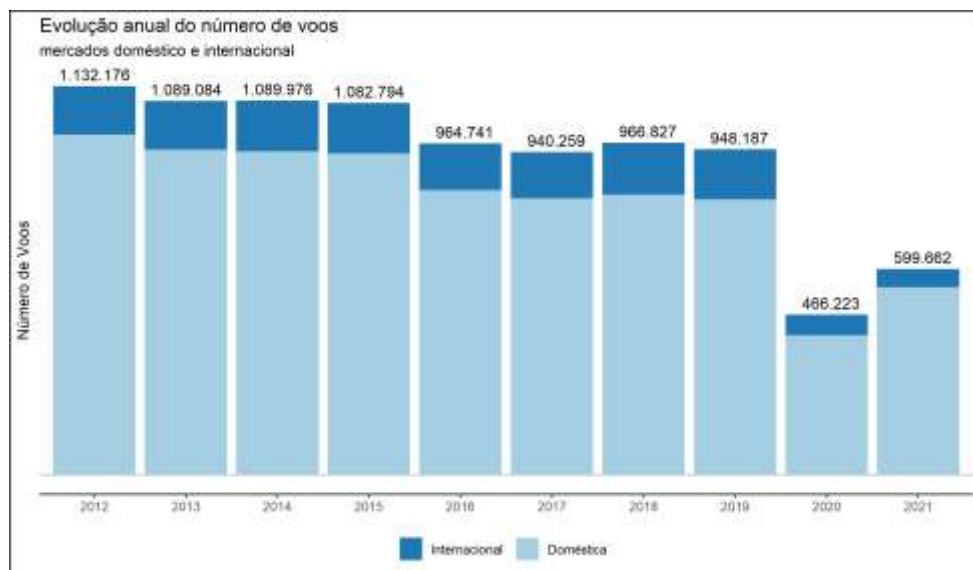
Segundo Ferrari (2021), a aviação tem papel fundamental no desenvolvimento global, no qual o aeroporto é uma peça imprescindível para o bom funcionamento do sistema de transporte aéreo, é onde acontece a transferência do transporte terrestre para o transporte aeronáutico, auxiliando no crescimento da aviação e trazendo supervalorização e desenvolvimento para as áreas adjacentes ao aeroporto. Diante da grande dificuldade para se locomover para áreas do interior do país, devido sua extensão territorial, a utilização do transporte aéreo comercial se tornou o mais favorável e fez com que se expandisse rapidamente por todo o Brasil (CBIE, 2019).



O Brasil possui 2.499 aeródromos registrados pela ANAC, dos quais 1911 são privados e 588 públicos, cerca de 98% do fluxo de embarques e desembarques de passageiros aéreos está concentrado em 65 aeroportos, sendo que 31 deles estão localizados nas capitais dos estados (GOV, 2022). O Brasil é o segundo país com maior número de aeroportos, sendo 99 aeroportos distribuídos em todo o país, dos quais 18 são internacionais e 81 para voos regionais (CBIE, 2019). Entre eles, o aeroporto internacional de Guarulhos possui o maior número de passageiros da América Latina e o segundo do Hemisfério Sul. Do mesmo modo, possui o segundo maior mercado de aviação executiva do mundo, além de possuir a maior frota mundial de helicópteros (NOTICOM, 2020).

Em 2017, apenas no segmento de transporte aéreo, foram transportadas 1,08 milhão de toneladas de carga (GOV, 2022). De acordo com dados do Anuário do Transporte Aéreo 2021, observado na figura 1, no ano de 2021 foram realizados cerca de 600 mil voos, após a redução ocorrida em 2020, esse número representa um aumento de 29% com relação a 2020 (ANAC, 2022).

Figura 1 - Evolução anual do número de voos - mercados doméstico e internacional, no período de 2012 a 2021.



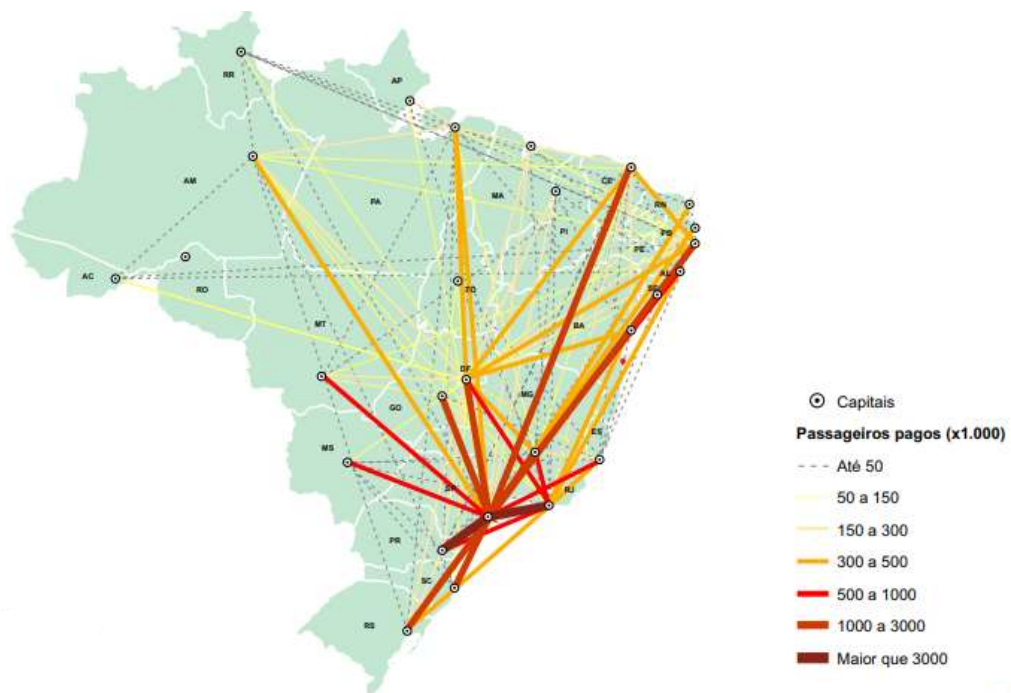
Fonte: ANAC (2021).

Proveniente da pandemia da COVID-19, declarada pela Organização Mundial de Saúde -OMS (World Health Organization - WHO), em 11 março de 2020, a aviação comercial foi rapidamente afetada, havendo de imediato redução das viagens para voos internacionais, em seguida, também para voos nacionais. O transporte de passageiros foi o mais afetado, havendo uma redução de 53% ao comparar-se o quantitativo de movimento aéreo de passageiros de 2019 e 2020, sendo 93.878.057 e 44.148.597 respectivamente. Para o transporte de cargas, ocorreu uma redução de 29,6%, entre os anos de 2019 e 2020, sendo 400.999.449 e 282.280.755 (IBGE,

2021). O fato ocorrido explica o porquê da tamanha queda no ano de 2020 e a melhora ocorrida em 2021, apesar de não atingir o quantitativo dos anos anteriores a pandemia, ilustrada na figura 1.

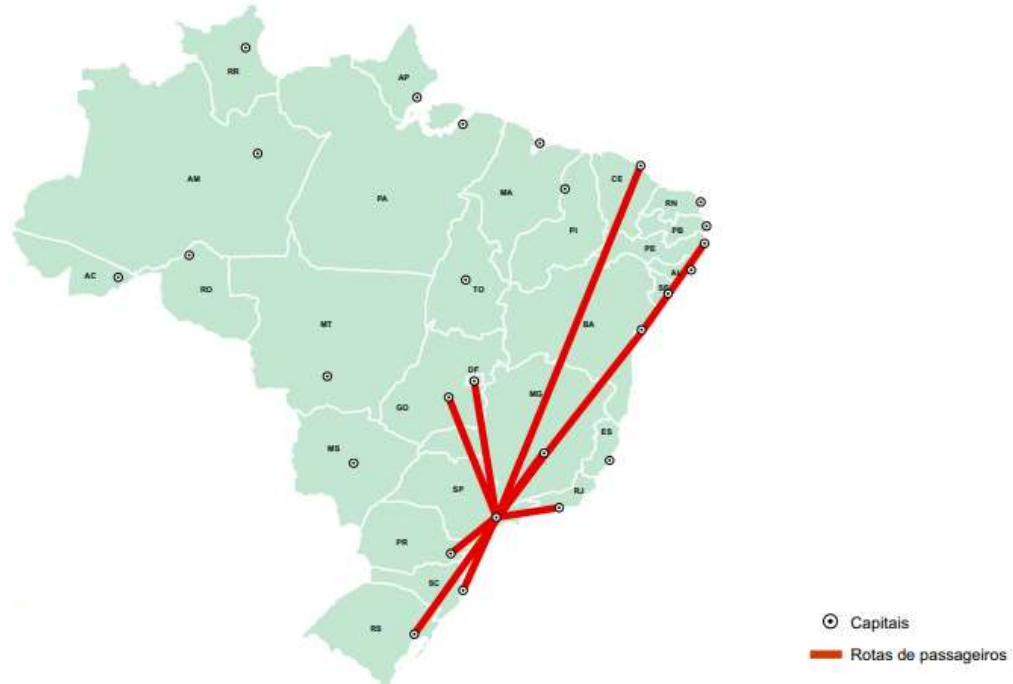
A figura 2 e 3, apresenta o fluxo e densidade de passageiros por ligações aéreas do país no ano de 2019, percebe-se que há concentração de voos na faixa litorânea, sobretudo no eixo Rio de Janeiro - São Paulo, também são trechos de destaque: Distrito Federal – São Paulo e Recife – Porto Alegre. Os principais destinos são: São Paulo, Distrito Federal e Rio de Janeiro.

Figura 2 – Mapa de fluxos aéreos de passageiros domésticos no Brasil, em 2019.



Fonte: ONTL (2022).

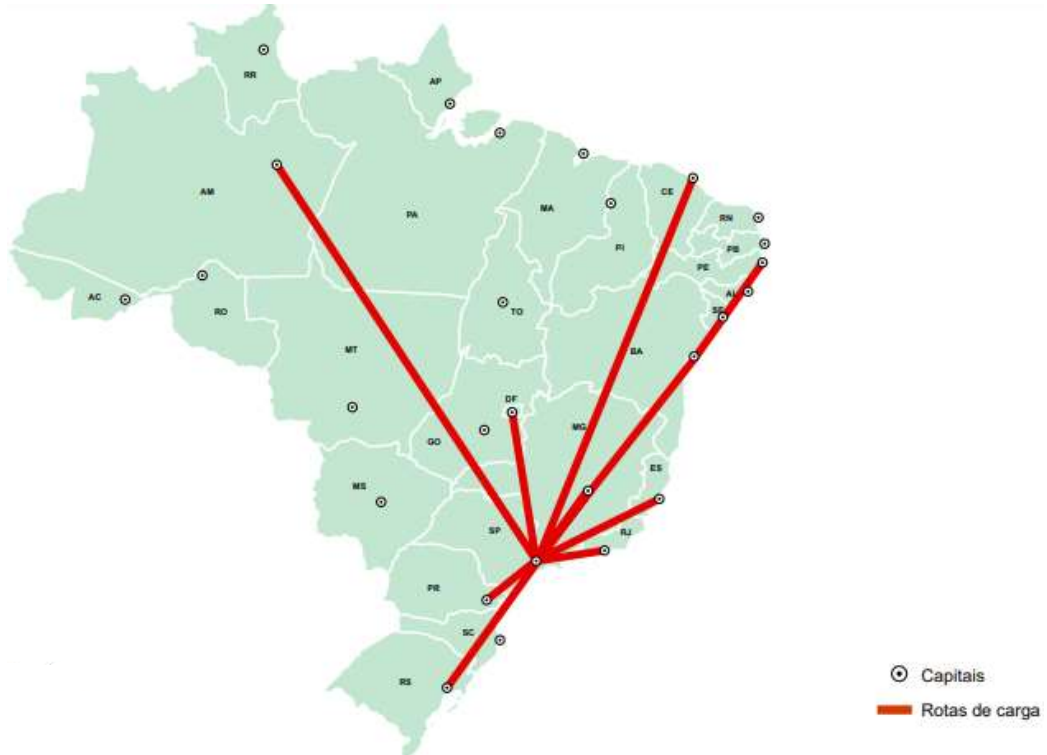
Figura 3 - Ligações aéreas de movimentação de passageiros mais demandadas em 2019.



Fonte: ONTL (2022).

A figura 4 apresenta o fluxo e densidade de cargas por ligações aéreas do país no ano de 2020, percebe-se a concentração de voos na faixa Manaus - São Paulo, seguido do trecho Recife – São Paulo, sendo o principal destino São Paulo.

Figura 4 - Ligações aéreas de movimentação de carga mais demandadas em 2019.



Fonte: ONTL (2022).

## 4.2. INVESTIGAÇÃO DOS ACIDENTES AÉREOS NO BRASIL

Em 1941, foi criado o Ministério da Aeronáutica, sendo este responsável pelas atividades da Aviação Civil e Militar, nesse período, a investigação sobre acidentes aeronáuticos tinha como objetivo a apuração de culpados e também obter informações que ajudassem a evitar outros acidentes, o que não ocorria com muita eficácia e eficiência, pois havia pouca colaboração dos envolvidos nos incidentes (ALVES, 2022).

Em 1944, o Brasil aderiu à Convenção sobre Aviação Civil Internacional, recepcionada já em 1946 por meio do Decreto nº 21.713/46, após esse marco, culminou em novos processos evolutivos dos mecanismos de prevenção de acidentes. Entre eles a criação do CENIPA - Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos, órgão central do SIPAER - Sistema de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos, criado por meio do Decreto nº 69.565/71, e atualizações do Código Brasileiro de Aviação com a atualização da redação Lei nº 12.970/14, e o Decreto nº 9.540/18 estabelecendo as novas bases, princípios e preceitos sobre a investigação de acidentes aeronáuticos (ALVES, 2022).

O CENIPA originou-se com o intuito de transformar a filosofia acerca das investigações de acidentes aéreo, objetivando promover a prevenção de acidentes aeronáuticos e não mais a busca por determinar culpa ou responsabilidade, tendo como atribuições a supervisão, o planejamento, o controle e a coordenação de atividades de investigação e prevenção de acidentes aeronáuticos (CENIPA, 2017).

Desse modo, as investigações de acidentes aeronáuticos passaram a ser concebidas em observância de aspectos básicos: fatores Humano, Material e Operacional. O processo de investigação, não busca eleger uma causa preponderante do acidente, e sim analisar o conjunto de fatores contribuintes que possuem influência para a culminância do acidente (CENIPA, 2017).

Segundo o CENIPA (2017), é considerado Acidente Aeronáutico quando

(...) toda ocorrência relacionada com a operação de uma aeronave, havida entre o período em que uma pessoa nela embarca com a intenção de realizar um voo, até o momento em que todas as pessoas tenham dela desembarcado e, durante o qual, pelo menos uma das situações abaixo ocorra:

a) qualquer pessoa sofra lesão grave ou morra como resultado de estar na aeronave, em contato direto com qualquer uma de suas partes, incluindo aquelas que dela tenham se desprendido, ou submetida à exposição direta do sopro de hélice, rotor ou escapamento de jato, ou às suas consequências. Exceção é feita quando as lesões resultem de causas naturais, forem auto ou por terceiros infligidas, ou forem causadas

a pessoas que embarcaram clandestinamente e se acomodaram em área que não as destinadas aos passageiros e tripulantes;

b) a aeronave sofra dano ou falha estrutural que afete adversamente a resistência estrutural, o seu desempenho ou as suas características de voo; exija a substituição de grandes componentes ou a realização de grandes reparos no componente afetado. Exceção é feita para falha ou danos limitados ao motor, suas carenagens ou acessórios; ou para danos limitados a hélices, pontas de asa, antenas, pneus, freios, carenagens do trem, amassamentos leves e pequenas perfurações no revestimento da aeronave;

c) a aeronave seja considerada desaparecida ou o local onde se encontre seja absolutamente inacessível.

Para mitigar o risco de ocorrências aeronáuticas, o CENIPA atua por meio do SERIPA - Serviços Regionais de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos, realizando seminários, palestras e cursos sobre os programas de prevenção: Risco de Fauna, Raio Laser e Risco Baloeiro, e conscientização dos profissionais sobre os benefícios e a importância da segurança de voo (CENIPA, 2017).

Visto que o Brasil possui dimensões continentais, a análise do local onde acontecem as ocorrências aeronáuticas é um fator relevante a ser observado, dados de acidentes ocorridos em 2020, revelam que a Região Norte incide maior número de acidentes do segmento de voos privados, enquanto no Centro-Sul do país, incidem mais acidentes no segmento de aviação agrícola (RASO, 2020).

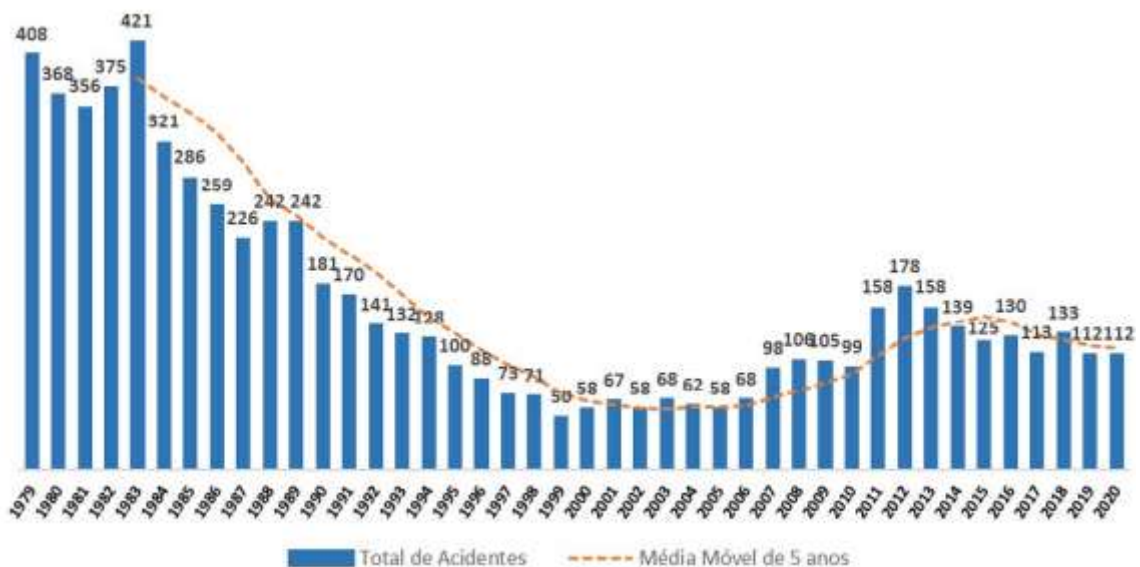
Segundo Junior (2019), acidentes ocorridos em outubro de 2018 e março de 2019 envolvendo aeronaves Boeing 737 MAX 8, desencadearam grande repercussão na mídia mundial, gerando debate sobre a confiabilidade da aeronave, mas também sobre os rumos da automação de aeronaves.

Tendo em vista a grande importância do transporte aéreo, é de real necessidade buscar por sua constante melhoria, segundo Ribeiro (2021), um acidente acontece por conta da soma de diversos fatores que acabam resultando em um acidente, para Junior (2019), estudar ocorrências aeronáuticas é muito útil, pois, pode revelar fatores contribuintes que ainda podem estar presentes nos dias atuais, sendo assim uma forma de se aprender com o passado e evitando que os mesmos erros sejam cometidos e que mais vidas sejam perdidas.

### 4.3. ESTUDOS DE ACIDENTES AÉREOS

De acordo com estatísticas informadas pelo CENIPA (2017), entre os anos de 2012 a agosto de 2022 houveram 1763 ocorrências de acidentes aeronáuticos. Nos quais o fator contribuinte de maior frequência foi falha de motor em voo, seguido de perda de controle em voo. Segundo a ANAC (2021), no Brasil há 10.845 aeronaves com registros válidos (dados de junho de 2021). Em 2020 foram registrados 112 acidentes, e observando o compilado histórico de acidentes da aviação civil brasileira, de 1979 a 2020, apresentado na figura 5, nota-se que há um comportamento de queda ao longo dos anos.

Figura 5 - Histórico de Acidentes Aeronáuticos no Brasil de 1979-2020.



Fonte: ANAC e CENIPA.

Um estudo realizado por Polli e Vieira (2015), que objetivou prever a quantidade de acidentes aéreos no Brasil para os meses subsequentes, propôs um algoritmo para encontrar automaticamente o modelo que melhor se ajusta à série temporal. Assim, os melhores modelos gerados pelo algoritmo foram um modelo com tendência, ARIMA(4,2,4) com AIC = 810,8986 e outro modelo com tendência e sazonalidade, SARIMA(4,1,4)(2,1,3)<sup>6</sup> com AIC = 779,028, sendo eles gerados a partir de dados aéreos de 2000 a 2012. O estudo desenvolvido por Formigoni (2021), utilizou metodologia CRISP-DM para estruturar o processo de análise de dados de acidentes aéreos e desenvolveu modelos estatísticos de Machine Learning para previsão de acidentes.

Outros estudos também podem auxiliar na prevenção de acidentes aéreos, não apenas quando se tenta prever especificamente a ocorrência aeronáutica, à exemplo o estudo desenvolvido por Lyra e.t (2004), buscou prever alguns indicadores de turbulências, o qual é

um fator que provoca risco à aviação, podendo causar acidentes. Como também o estudo realizado por Ribeiro (2021), no qual o próprio autor foi vítima do acidente analisado no estudo, por meio de revisão bibliográfica, buscou apresentar os fatores contribuintes para ocorrência de acidentes, dentre eles os fatores humanos e materiais.

## 5. METODOLOGIA

### 5.1. BASE DE DADOS

O presente trabalho tem como finalidade a realização de um estudo com objetivo de desenvolver modelos de previsão do número de ocorrências e acidentes aeronáuticos do Brasil. Para o desenvolvimento deste estudo, utilizou-se de abordagem quantitativa e qualitativa dos dados de ocorrências aeronáuticas do período de janeiro de 2012 a dezembro de 2021. Havendo também pesquisa bibliográfica acerca dos itens de importância para o desenvolvimento, além disso, foram empregadas pesquisas de análises descritiva e de séries temporais para atingir os objetivos propostos.

A base de dados foi extraído do CENIPA (Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos) no dia 5 de julho de 2022, com endereço eletrônico <https://www2.fab.mil.br/cenipa/>. Foram consideradas as seguintes variáveis para o estudo: Data – data das ocorrências aéreas; Classificação – classes das ocorrências aeronáuticas, sendo elas, incidente, incidente grave e acidente; Subtipo – apresenta as causas das ocorrências; UF – apresenta o estado brasileiro o qual houve a ocorrência; Vítimas fatais – classifica se houve ou não vítimas fatais na ocorrência aérea; Tipo de aeronave; Peso da aeronave. Esses dados foram analisados e transformados em gráficos e tabelas, para se ter uma melhor visualização e assim interpretados, estas análises foram desenvolvidas por meio do Excel e do Rstudio versão 4.2.1.

### 5.2. SÉRIES TEMPORAIS

Define-se como série temporal o conjunto de informações quantitativas organizadas sequencialmente no tempo. Esse tipo de dado, possui uma característica imprescindível, as observações adjacentes são dependentes, por esse motivo a ordem da incidência das observações é de extrema importância e um dos intuits da análise de série temporal é justamente modelar essa dependência e estimar valores futuros com base no histórico da variável de interesse (EHLERS, 2007).

O primeiro passo para analisar uma série temporal de acordo com Morettin e Tolo (2006), é observar os dados analisando seus componentes, sazonalidade, tendência e resíduo, para isso utiliza-se o processo de decomposição da série. Neste tipo de abordagem, estima-se o componente de tendência e sazonalidade, em seguida, o componente aleatório (resíduo), assim



visualizando esses componentes, melhor se torna a tomada de decisão para escolha do ajuste de modelo da série.

Para Antunes (2015, p. 566), tendência é: “Movimento prolongado em uma série ordenada”, podendo ser um desenvolvimento de crescimento, decrescimento ou estacionariedade. A sazonalidade, é o reconhecimento da existência de ritmo nas repetições do comportamento da série ao longo do tempo, em outras palavras é o ciclo de repetição da série (ANTUNES, 2015).

Para construção de um modelo de série temporal é necessário analisar os dados da série observando o grau de dependência entre as observações. De acordo com Ehlers (2007, p. 9), a autocorrelação ou coeficiente de correlação serial, é a medida que afere a correlação entre observações sucessivas. Entretanto, ao utilizar a autocorrelação calcula-se a relação entre  $y_t$  e  $y_{t-k}$  para diferentes valores de  $k$  que pode ser influenciada pelo lag  $k$  utilizado. Para evitar esse tipo de influência utiliza-se a função de autocorrelação parcial que mede a relação de dependência entre  $y_t$  e  $y_{t-k}$  removendo os efeitos dos lags 1,2, ...,  $k-1$ .

A maioria dos modelos para séries temporais supõe que a série seja estacionária. Basicamente série estacionária, é aquela que os dados observados se desenvolvem no tempo em torno de uma média constante (MORETTIN E TOLOI, 2006). Ou seja, em qualquer intervalo a média será a mesma, portanto, independente do tempo. Segundo Guiarati (2006) pode-se utilizar testes para verificar essa estacionariedade, como os testes de Dickey Fuller e o KPSS.

O teste de Dickey Fuller, apresenta as hipóteses

$H_0$ : tem raiz unitária (se  $p\text{-valor} > \alpha$ , não é estacionária);

$H_1$ : não tem raiz unitária (se  $p\text{-valor} < \alpha$  é estacionária);

Em que  $\alpha$  é o nível de significância do teste e raiz unitária refere-se a equação característica do processo ter raiz igual a 1.

O Kpss (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) as hipóteses de teste são dadas da são definidas por

$H_0$ : a série é estacionária (se  $p\text{-valor} > \alpha$ , é estacionária);

$H_1$ : a série apresenta raiz unitária (se  $p\text{-valor} < \alpha$ , não é estacionária);

sendo  $\alpha$ , o nível de significância dos testes, neste estudo será considerado nível de significância 0,05.

Sendo a série não estacionária, aplica-se a diferenciação, método usado para remover os sinais de tendências e reduzir a sazonalidade, calculando a diferença do valor da observação

$x_t$  com o valor da observação anterior  $x_{t-1}$ , dessa forma podendo tornar a série não estacionária em estacionária (BOX E JENKINS, 2008).

### 5.3. MODELOS SARIMA

A metodologia de modelagem ARIMA(p,d,q) – Auto-regressivo Integrado Médias Móveis, desenvolvida por Box e Jenkins (1970), consiste em ajustar modelos auto-regressivos (AR) integrados ao modelo médias móveis (MA), sendo esta, muito usada para modelar séries temporais. A construção do modelo é fundamentada na estrutura dos próprios dados, ou seja, utiliza a informação dos dados passados para definir qual modelo deve ser usado e prever o futuro (MORETTIN E TOLOI, 2006).

O modelo auto-regressivo – AR(p), pode ser usado para modelar dados assumindo que o valor atual de uma série temporal depende de seus valores passados mais um erro aleatório. Modelo adequado quando a série é estacionária. O modelo AR é dado por

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_j y_{t-j} + w_t,$$

onde  $c$  é um termo constante,  $\varphi_j$  é o  $j$ -ésimo parâmetro auto-regressivo e  $w_t$  é o erro no tempo  $t$ .

O modelo média móveis – MA(q), define o valor atual da série  $y_t$  a partir da soma ponderada dos valores dos resíduos, ou seja, se faz um média da defasagem dos erros aleatórios. Este modelo também é adequado apenas quando a série é estacionária. O modelo MA é dado por

$$y_t = c + \theta_1 w_{t-1} + \theta_2 w_{t-2} + \dots + \theta_j w_{t-j},$$

onde  $c$  é um termo constante,  $\theta_j$  é o  $j$ -ésimo parâmetro média móvel e  $w_t$  é o erro no tempo  $t-k$ .

O modelo auto-regressivo média móvel – ARMA(p,q), trata-se da combinação das modelagens AR e MA, esse tipo de modelo possui argumentos auto-regressivo e média móveis, sendo adequado para aplicação em séries estacionárias. O modelo ARMA é dado por

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \dots + \varphi_j y_{t-j} + \theta_1 w_{t-1} + \dots + \theta_j w_{t-j} + w_t,$$

O modelo auto-regressivo integrado médias móveis – ARIMA(p,d,q), é usado quando a série temporal é não estacionária, o termo  $d$  é a ordem de integração, que representa a quantidade de diferenças que serão aplicadas na série para remover a fonte de variação que a torna não estacionária. O modelo ARIMA é dado por

$$\nabla^d y_t = c + \varphi_1 \nabla y_{t-1} + \dots + \varphi_j \nabla y_{t-j} + \theta_1 w_{t-1} + \dots + \theta_j w_{t-j} + w_t,$$

onde  $\nabla$  é o operador diferença,  $\nabla y = (y_{t-j} - y_{t-j-1})$ .

Modelo auto-regressivo integrado médias móveis com sazonalidade – SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)<sub>s</sub>, a aplicação desse modelo permite considerar a sazonalidade da série original,

ou seja, é uma extensão do modelo ARIMA que passa a considerar a sazonalidade. O modelo SARIMA é dado por

$$\varphi(B) \Phi(B^s) [(1-B)^d(1-B)^D - \mu] y_t = \theta(B) \Theta(B^s) w_t,$$

onde o operador B “backward shift”, faz o deslocamento para trás uma unidade no tempo, d representa o número de diferenças não sazonais e D indica o número de diferenças sazonais.

O quadro 1 apresenta um resumo das definições dos modelos da família SARIMA.

Quadro 1 - Definição dos Modelos da família SARIMA.

Modelo	Definição
AR(p)	$\varphi(B)y_t = w_t$
MA(q)	$y_t = \theta(B) w_t$
ARMA(p,q)	$\varphi(B) y_t = \theta(B)w_t$
ARIMA(p,d,q)	$\varphi(B)\nabla^d y_t = \theta(B)w_t$
SARIMA(p,d,q)x(P,D,Q) <sub>s</sub>	$\Phi(B^s)\varphi(B)\nabla_s^D\nabla^d y_t = \theta(B^s) \theta(B)w_t$

Fonte: Elaborado pela autora.

Os termos p, d e q, são os termos que representam os quantitativos dos parâmetros de cada modelo, P, D e Q, são os termos quando há sazonalidade;  $\Phi$  representa o parâmetro do modelo autorregressivo e  $\theta$  o parâmetro para médias móveis; O operador B “backward shift”, faz o deslocamento para trás uma unidade no tempo, de modo a formar uma nova série (CRYER e CHAN, 2008);  $\nabla^d$  é o operador diferença de ordem e  $\nabla_s^D$  operador de diferença de ordem sazonal; w é o resíduo.

De acordo com Box e Jenkins (2008), a escolha do modelo mais adequado é realizada através da utilização do critério de Akaike (AIC - Akaike Information Criterion). Esse critério mede a qualidade dos modelos estatísticos para um determinado conjunto de dados, estimando o erro de predição (McElreath, 2016). A representação do processo gerador dos dados estimado por meio de modelos em sua maioria nunca são exatos, por consequência algumas informações são perdidas, portanto, o AIC estima a quantidade de informações perdidas, assim sendo, quanto menor o AIC significa que menos informações são perdidas e maior a qualidade do modelo (TADDY, 2019). O critério AIC é dado por

$$AIC=2k - 2\ln(L);$$

onde k é o número de parâmetros estimados pelo modelo, ln trata-se do logaritmo natural e L o valor máximo da função de verossimilhança.

Os resíduos indicam a variação dos dados reais em relação ao modelo, podendo ser um fator aleatório (ou não) que o modelo não capturou (ROSSI, 2019). Segundo Sáfadi (2004) para

que o modelo de Box e Jenkins esteja bem ajustado, é necessário que o resíduo seja uma variável aleatória independente e identicamente distribuída, ou seja, um ruído branco. Segundo Gujarati e Porter (2009) para que o modelo esteja adequado para realizar previsões, deve-se analisar os resíduos, verificando a independência e normalidade. Para verificar a independência dos resíduos, utiliza-se o teste de Durbin Watson que possui hipótese nula de ausência de correlação, no qual a tomada de decisão é dada por: se  $p\text{-valor} > \alpha$ , (não rejeita hipótese nula) (ROSSI, 2019). Para avaliar se a distribuição dos dados assemelha-se a distribuição normal, utiliza-se o teste de Shapiro-Wilk, no qual para concluir que uma distribuição é normal, a estatística de teste precisa ser maior do que o nível de significância adotado para o estudo, neste estudo está sendo considerado 0,05.

Em suma, para o desenvolvimento de previsão de uma série com a aplicação dos modelos de Box e Jenkins, deve-se seguir as seguintes etapas: identificação do modelo, verificação da adequação do modelo e por fim realizar a previsão.

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 6.1. ANÁLISE DE SÉRIE

A tabela 1, apresenta os dados gerais de ocorrências aéreas que foram utilizados no estudo, sendo eles distribuídos de acordo com o ano e mês de sua ocorrência e com informações da média de cada mês ao longo dos anos, e coeficientes de variação (C.V.). Ao observar os resultados, pode-se notar que o mês de dezembro de 2021 teve maior número de ocorrências, 72 registros, já em 2016 no mês de maio, houve a menor incidência de ocorrências aeronáuticas, 18 registros.

Analisando os resultados referente ao comportamento das ocorrências aéreas de cada mês ao longo do período estudado, observa-se que o mês de junho teve menor número de ocorrências, 380, como também teve a menor média, no entanto maior coeficiente de variação. O mês de março teve maior número de ocorrências, 510, e maior média 51.

Ao observar o coeficiente de variação de cada ano estudado, nota-se que o ano de 2016 teve maior taxa, sendo de 29%, indicando que os dados são heterogêneos. Já observando o ano de 2012 teve menor coeficiente de variação, sendo de 11%, sugerindo que os dados são mais homogêneos, assim, não se distanciando tanto do valor da média.

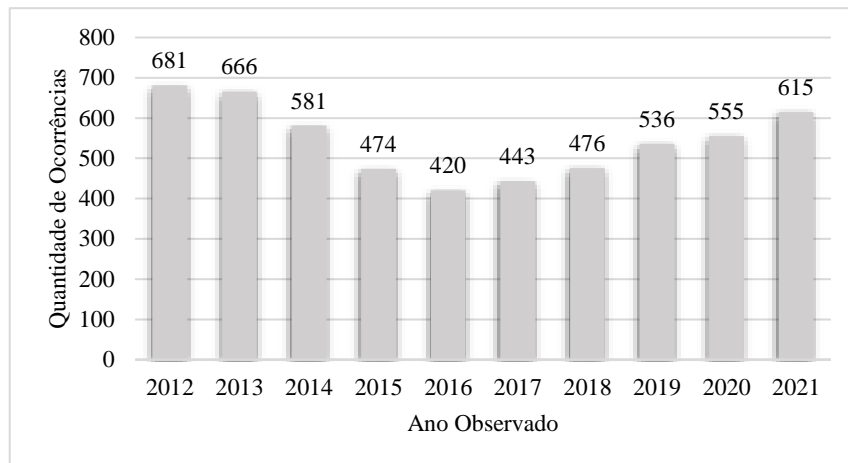
Tabela 1 - Dados de Ocorrências Aeronáuticas no Brasil no período de 2012 - 2021.

Ano\Mês	jan	fev	mar	Abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez	C. V.
2012	47	55	67	48	52	56	51	57	62	62	61	63	11%
2013	60	61	64	60	60	53	55	44	48	59	38	64	15%
2014	69	59	49	51	46	45	42	49	50	40	36	45	18%
2015	45	46	37	42	45	32	41	34	40	35	37	40	12%
2016	46	38	48	46	18	21	31	23	38	42	30	39	29%
2017	35	40	40	32	43	32	39	32	43	31	47	29	16%
2018	40	35	50	44	38	35	58	32	34	32	45	33	21%
2019	48	39	51	46	43	23	45	53	56	51	36	45	20%
2020	58	54	45	42	36	38	38	44	46	51	45	58	16%
2021	56	56	59	41	48	45	62	41	44	36	55	72	20%
<b>Total Geral</b>	<b>504</b>	<b>483</b>	<b>510</b>	<b>452</b>	<b>429</b>	<b>380</b>	<b>462</b>	<b>409</b>	<b>461</b>	<b>439</b>	<b>430</b>	<b>488</b>	<b>9%</b>
<b>Média Geral</b>	<b>50</b>	<b>48</b>	<b>51</b>	<b>45</b>	<b>43</b>	<b>38</b>	<b>46</b>	<b>41</b>	<b>46</b>	<b>44</b>	<b>43</b>	<b>49</b>	
<b>C. V.</b>	<b>20%</b>	<b>20%</b>	<b>19%</b>	<b>16%</b>	<b>26%</b>	<b>31%</b>	<b>21%</b>	<b>26%</b>	<b>18%</b>	<b>25%</b>	<b>22%</b>	<b>30%</b>	

Fonte: Elaborado pela autora.

Para uma melhor visualização do comportamento dos dados ao longo do período em estudo (2012-2021), a figura 6 apresenta um gráfico de colunas, o qual ilustra a distribuição dos totais de ocorrências aeronáuticas ao longo dos anos, o ano de 2012 teve maior número de ocorrências, com 681 registros, em seguida tendo uma queda nos anos seguintes, até 2016, o qual foi o ano com menor número de registros de ocorrências, com 420 registros, com crescimento a partir do ano de 2017.

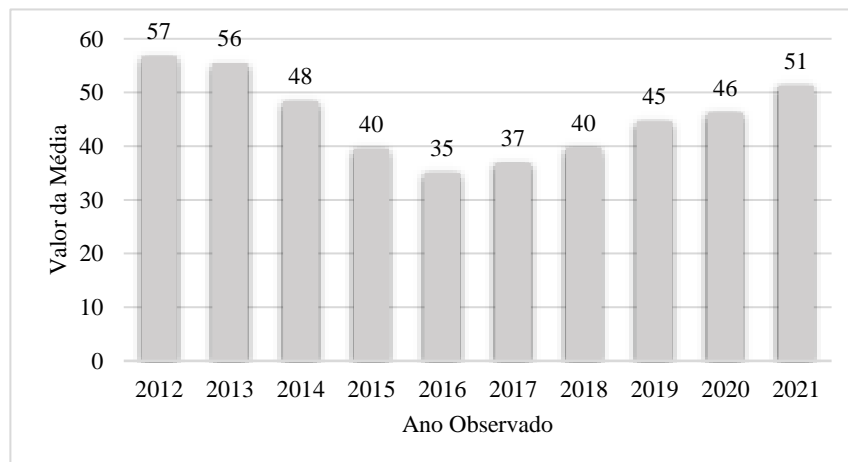
Figura 6 - Total de Ocorrências Aeronáuticas para os anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 7, tem como intuito facilitar a visualização do comportamento da média de cada ano estudado, nota-se que o gráfico das médias comporta-se de maneira semelhante aos de ocorrências, no qual possui maior média no ano de 2012, sendo de 57, em seguida apresenta um decréscimo até atingir a menor média em 2016, 35, e em seguida há uma tendência de crescimento.

Figura 7 - Média Anual de Ocorrências Aeronáuticas dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

Na tabela 2, tem-se os dados referentes as ocorrências aéreas classificadas como acidente, os dados foram distribuídos de acordo com o ano e mês de sua ocorrência e apresenta informações da média de cada mês ao longo do período em estudo, como também apresenta os coeficientes de variação de cada mês e ano.

Observando os resultados, nota-se que o total de acidentes aéreos ao longo de 2012 até 2021 foi de 1.809, no qual o ano de 2017 teve menor número de acidentes, com 151 registros, e o ano de 2012 teve o maior número de acidentes, sendo de 223. Observando os resultados, pode-se notar que o mês de dezembro de 2021 teve maior número de acidentes, 27 registros, já nos meses de junho e agosto do ano de 2016, houve a menor incidência de acidentes aeronáuticos, ambos com 5 registros.

Analisando os resultados referente ao comportamento dos acidentes aéreas de cada mês ao longo do período estudado, observa-se que o mês de agosto teve menor número de acidentes 109, como também teve uma das menores médias de 11 acidentes, no entanto maior coeficiente de variação, 40%. O mês de janeiro teve maior número de acidentes, 181, e uma das maiores médias 18.

Considerando o coeficiente de variação de cada ano, nota-se que o ano de 2016 teve maior taxa, sendo de 45, indicativo que os dados não são homogêneos. Analisando o ano de 2012 teve menor coeficiente de variação, sendo de 18%, indicativo que os dados são mais homogêneos.

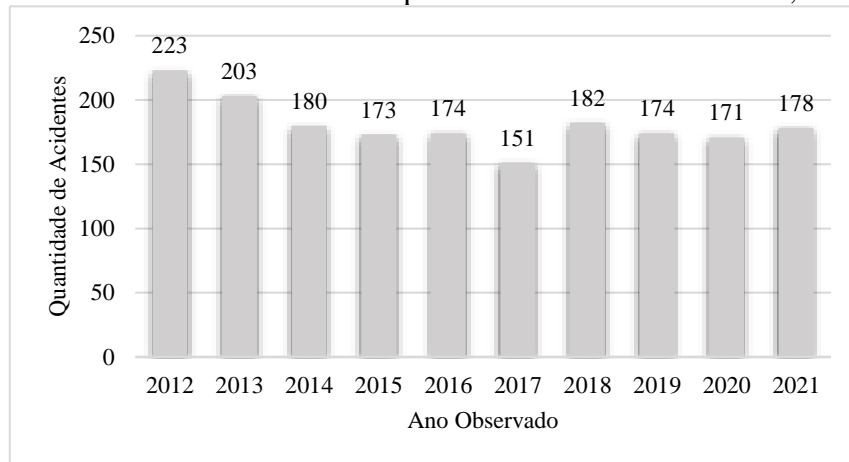
Tabela 2 - Dados de Acidentes Aeronáuticos no Brasil no período de 2012 a junho de 2022.

Ano\Mês	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez	C. V.
2012	20	21	17	17	15	13	16	20	19	17	24	24	18%
2013	21	18	14	20	19	16	16	14	14	16	12	23	20%
2014	20	23	18	17	9	12	13	13	14	13	8	20	31%
2015	12	14	15	19	16	14	16	13	17	9	14	14	18%
2016	21	17	22	20	8	5	12	5	17	22	9	16	45%
2017	18	17	11	17	8	6	12	7	14	15	16	10	33%
2018	19	21	18	19	16	13	18	8	13	10	16	11	27%
2019	22	10	18	17	13	17	17	10	16	8	12	14	28%
2020	13	19	12	16	12	8	16	11	15	24	7	18	34%
2021	15	19	19	8	23	6	12	8	14	9	18	27	44%
<b>Total Geral</b>	<b>181</b>	<b>179</b>	<b>164</b>	<b>170</b>	<b>139</b>	<b>110</b>	<b>148</b>	<b>109</b>	<b>153</b>	<b>143</b>	<b>136</b>	<b>177</b>	<b>16%</b>
<b>Média Geral</b>	<b>18</b>	<b>18</b>	<b>16</b>	<b>17</b>	<b>14</b>	<b>11</b>	<b>15</b>	<b>11</b>	<b>15</b>	<b>14</b>	<b>14</b>	<b>18</b>	
<b>C. V.</b>	<b>20%</b>	<b>21%</b>	<b>21%</b>	<b>20%</b>	<b>35%</b>	<b>40%</b>	<b>16%</b>	<b>40%</b>	<b>12%</b>	<b>39%</b>	<b>38%</b>	<b>32%</b>	

Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 8 apresenta um gráfico de colunas, o qual ilustra a distribuição dos totais de acidentes aeronáuticos ao longo dos anos. Observando os resultados, nota-se que o ano de 2012 teve maior número de acidentes, com 223 registros, em seguida tendo uma queda nos anos posteriores até chegar ao ano com menor incidência de acidentes, o qual foi 2017, que teve 151 registros, apresenta uma tendência de crescimento ao longo dos anos.

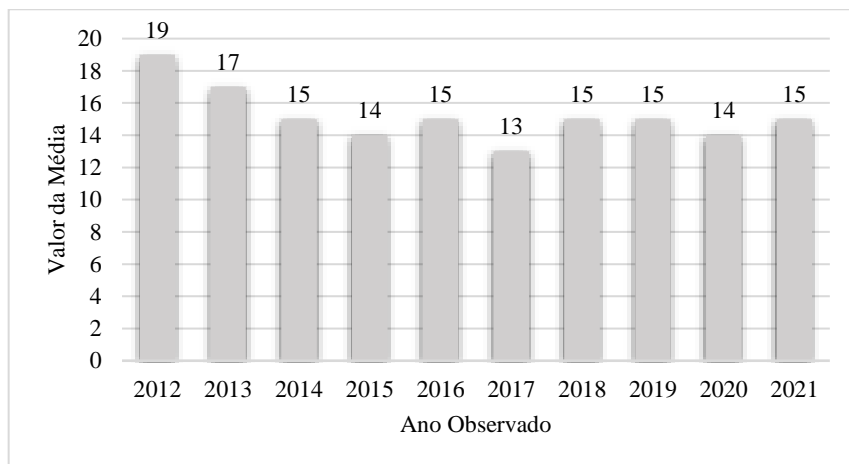
Figura 8 - Total de Acidentes Aeronáuticos para os anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 9, apresenta o comportamento da média de cada ano estudado, nota-se que o gráfico das médias comporta-se de maneira semelhante aos de acidentes, observando os resultados, nota-se que o ano de 2012 teve maior média de acidentes, no qual em média ocorreram 19 registros de acidentes aeronáuticos por mês, em seguida tendo uma queda nos anos posteriores, o ano de 2017 foi o ano com menor média observada, o qual teve em médias 13 acidentes, em seguida passou a ter um pequeno crescimento.

Figura 9 - Média Anual de Acidentes Aeronáuticos dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



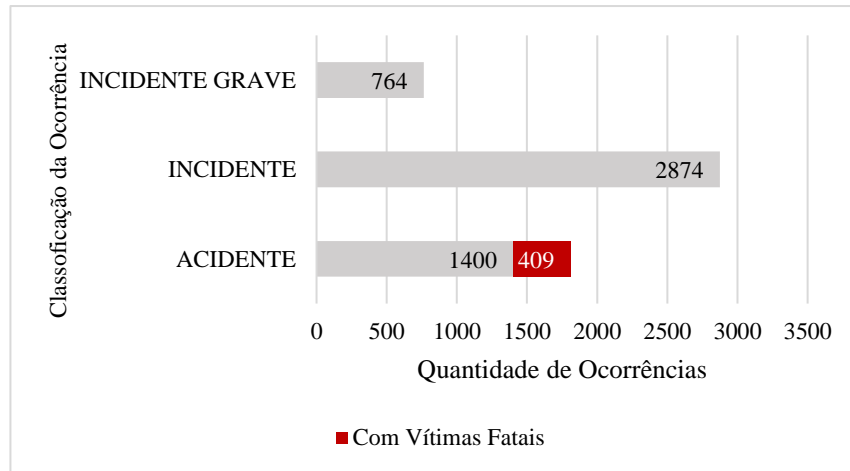
Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 10 apresenta a composição do banco de dados em relação a classificação de ocorrências aeronáuticas, pode-se notar que a categoria com maior frequência é a de incidentes,



tendo 2.874 registros, seguida pela categoria de acidentes com 1.809 registros, sendo que 409 possuíram vítimas fatais, e por fim incidente grave, com 764 registros.

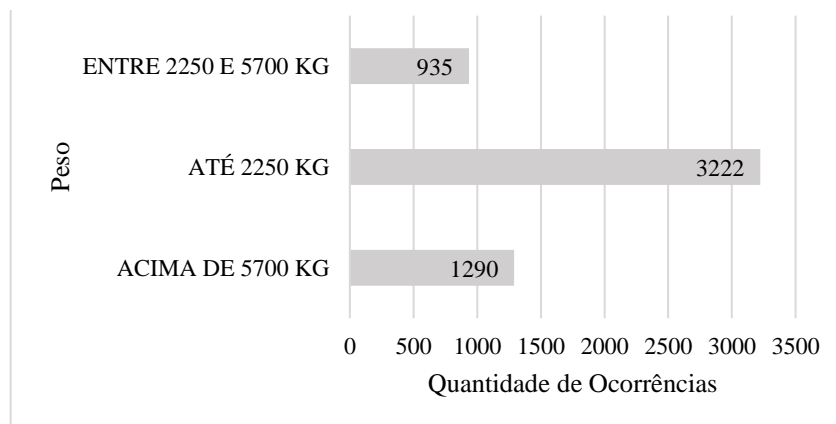
Figura 10 - Total de Ocorrências Aeronáuticas por Classificação dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 11 apresenta informações referente ao quantitativo de ocorrências aéreas de acordo com o peso da aeronave, é possível observar que grande maioria das ocorrências acontecem com aeronaves com até 2.250 kg, sendo 3.222 observações, representando cerca de 59% das ocorrências, seguido da categoria de aeronaves acima de 5.700 kg, com 1.290 registros, 24% dos dados, por fim a categoria das aeronaves com peso entre 2.250 e 5.700 kg, possuindo 935 registros, representando 17% dos dados.

Figura 11 - Ocorrências Aeronáuticas por Peso da Aeronave dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.

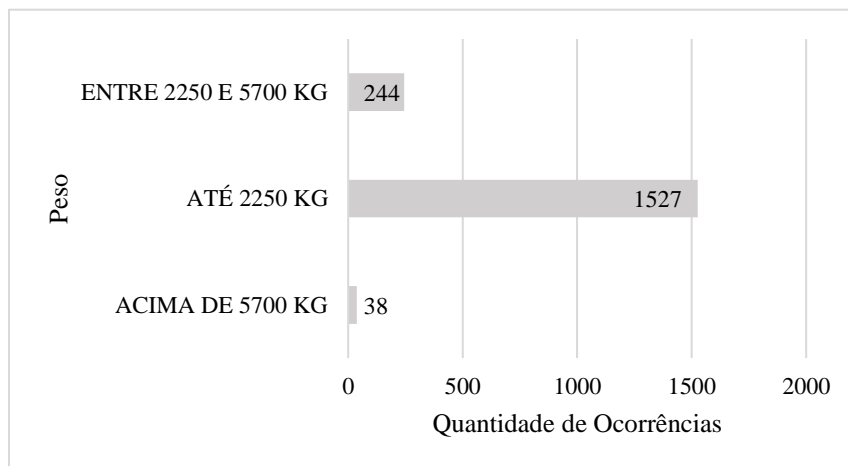


Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 12 apresenta informações referente ao quantitativo de acidentes aéreas de acordo com o peso da aeronave, assim como nas ocorrências gerais, a categoria com maior

quantidade de registros é a de aeronaves com peso até 2.250 kg, tendo 1.527 observações, representando 84% dos dados, seguida pela categoria das aeronaves com peso entre 2.250 e 5.700 kg, possuindo 244 registros, representando 14% dos dados, e por fim a categoria de aeronaves com peso maior de 5.700 kg, possuindo 38 registros, representando apenas 2% dos dados.

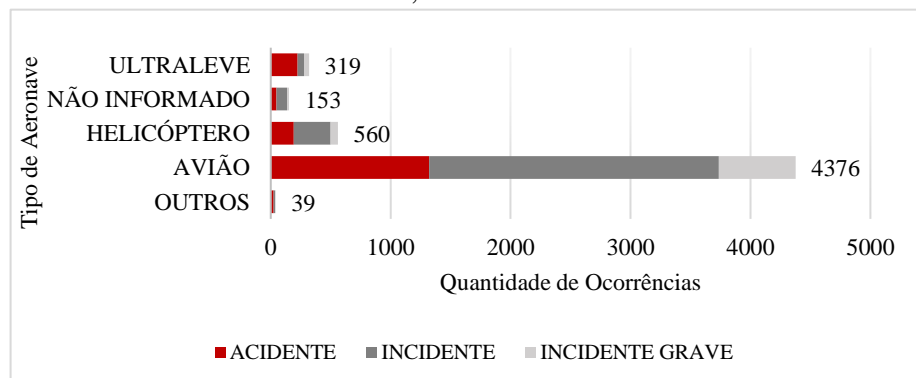
Figura 12 - Acidentes Aeronáuticos por Peso da Aeronave dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 13, apresenta os dados referentes a classificação de ocorrências aeronáuticas por tipo de aeronave, a maioria das ocorrências incidem sobre a categoria de aviões, com 4.376 registros, dos quais 2.413 (55,14%) são ocorrências classificadas como incidentes, e 1.322 (30,21%) foram acidentes. Nos demais tipos de aeronaves nota-se que a classificação incidente, tende a ser mais significativa, visto que nos dados gerais as ocorrências em sua maioria são classificadas como incidente.

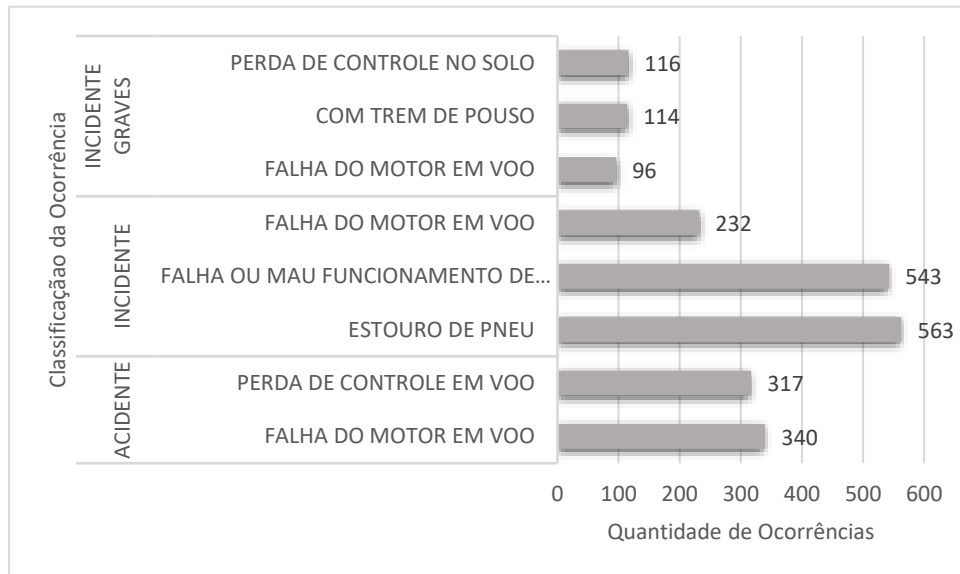
Figura 13 - Classificação de Ocorrência Aeronáutica por Tipo de Aeronave dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 14 apresenta as causas mais frequentes para cada classificação de ocorrências aeronáuticas, a maior causa de incidentes graves foi por perda de controle no solo, com 116 observações, para os incidentes foi por estouro de pneu, 563, e falha do motor em voo, foi a maior causa de acidentes, 340 observações.

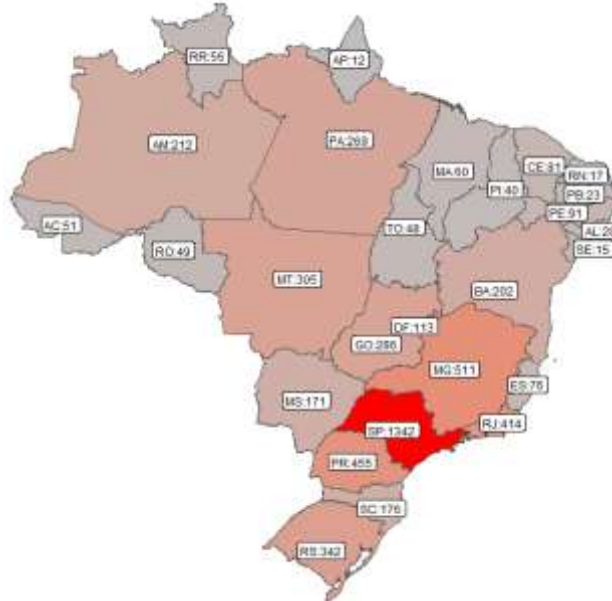
Figura 14 - Causas mais Recorrentes Geradoras de Ocorrências Aéreas dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

Dado que a série em estudo é de ocorrências aéreas ocorridas no Brasil, a figura 15 apresenta o mapa das ocorrências aéreas por estados brasileiros, o estado com maior número de ocorrências é o estado de São Paulo, com 1.342 registros, pode-se inferir que esse resultado justifica-se pelo fato de que o estado possui o maior tráfego aéreo do país. Os demais estados com maior frequência de ocorrências foram Minas Gerais, Paraná e Rio de Janeiro, com 511, 455, 414 registros, respectivamente. O estado com menor incidência de ocorrências aéreas foi Amapá, com apenas 12 ocorrências, seguido de Sergipe e Rio Grande do Norte, com 15 e 17 ocorrências, os demais estados possuem ocorrências dentro do intervalo de 350 a 20 ocorrências.

Figura 15 - Ocorrências Aéreas em cada Estado Brasileiro dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 16 apresenta o mapa das ocorrências aéreas classificadas como acidente por estados brasileiros, o estado com maior número de acidentes foi o estado de São Paulo, com 395 registros, em seguida os estados de Mato Grosso do Sul, Rio grande do Sul e Minas Gerais, com 176, 166, 149 registro de ocorrências, respectivamente. O estado com menor incidência de acidentes aéreos foi Alagoas, com apenas 1 acidente, seguido de Rio Grande do Norte e Amapá, ambos com 4 acidentes.

Figura 16 - Acidentes Aéreos em cada Estado Brasileiro dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

## 6.2. ANÁLISE DE SÉRIE TEMPORAL

### 6.2.1 Comportamento da Série de ocorrências

A figura 17, apresenta a série temporal da incidência de ocorrências aeronáuticas no Brasil, durante os anos de 2012 e 2021. Pode-se notar que durante o período de janeiro de 2012 até janeiro de 2014, houve uma frequência de ocorrências em torno de uma média de 55 registros, a partir de janeiro de 2014 houve um comportamento de queda no número de ocorrências. Em janeiro de 2016 e janeiro de 2019 ocorreu um comportamento contrastante aos demais períodos registrados, tendo uma tendência de queda, ficando abaixo de 20 e 25, respectivamente. Além disso, identifica-se que em julho de 2021 há uma tendência de crescimento.

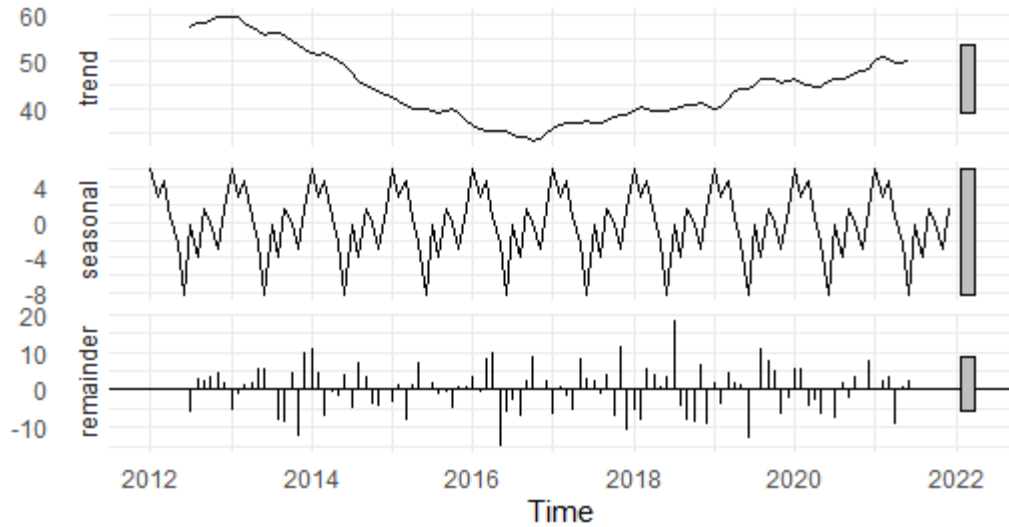
Figura 17 - Ocorrências Aeronáuticas no Brasil (2012- 2021).



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 18 apresenta a decomposição da série de ocorrências aeronáuticas, no primeiro gráfico observa-se a tendência da série, nota-se que há um comportamento decrescente a partir de 2014 e a partir de 2017 um comportamento de crescimento. No segundo gráfico, tem-se a sazonalidade da série, pode-se observar que há um comportamento periódico repetitivo, portanto, indicando que a série possui sazonalidade. Já no terceiro gráfico, apresenta os resíduos da série, nota-se que comporta-se de maneira aleatória.

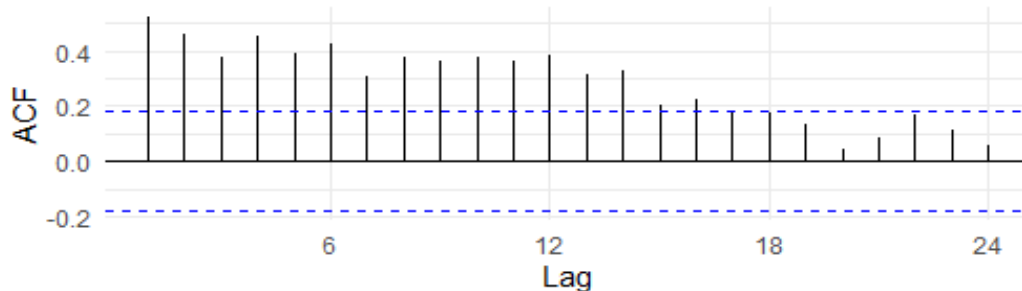
Figura 18 - Decomposição aditiva da série ocorrências aeronáuticas do Brasil dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 19 apresenta o gráfico da autocorrelação da variável ocorrências aeronáuticas, pode-se notar que há vários pontos significativos positivamente, tendo um comportamento de crescimento e decrescimento repetidas vezes, sendo um indício que há sazonalidade.

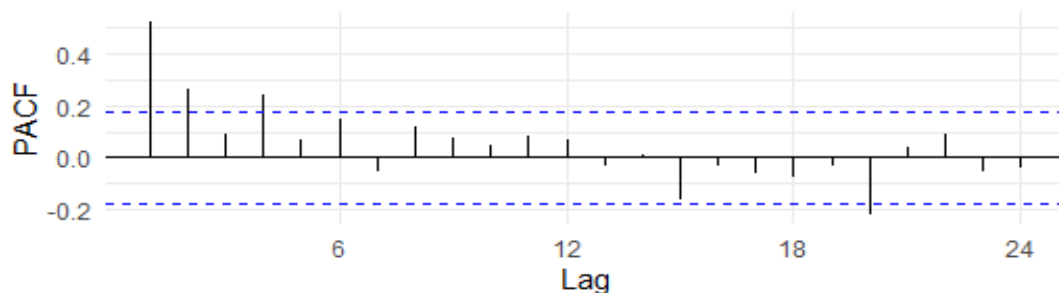
Figura 19 - Autocorrelação da Variável Ocorrências.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 20 representa a autocorrelação parcial da série de ocorrências, observa-se alguns pontos significativos, sendo eles positivos e negativos, em geral tendo um comportamento aleatório.

Figura 20 - Autocorrelação Parcial da Variável Ocorrências Aeronáuticas.



Fonte: Elaborado pela autora.

A tabela 3, apresenta os resultados dos testes de estacionariedade, aplicados na série temporal da variável ocorrências aeronáuticas, o teste de Dickey Fuller resultou em não estacionariedade, pois, o p-valor foi maior que o nível de significância de 0,05. O teste KPSS, teve p-valor menor que o nível de significância, portanto, também indicando há não estacionariedade da série. Visto que os testes ao serem aplicados na série original não indicaram estacionariedade, se fez necessário a diferenciação da série, tornando-a estacionária, após o p-valor de ambos os testes atenderam suas premissas. Portanto, os demais cálculos foram desenvolvidos com a série aplicada diferença.

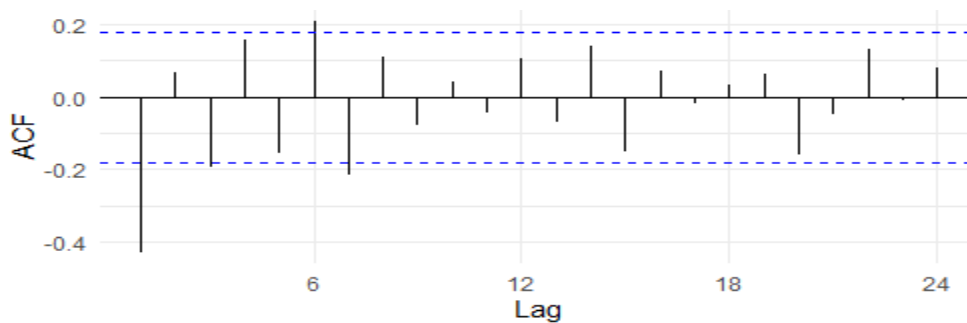
Tabela 3 - Resultados dos Testes de Estacionariedade da série de ocorrências aéreas no Brasil, 2012 a 2021.

	Dickey Fuller	Kpss
P-valor sem diferença	0,6032	0,01644
P-valor 1ª diferença	0,01	0,1

Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 21 mostra o gráfico da autocorrelação da variável ocorrências aeronáuticas aplicada primeira diferença, pode-se notar alguns pontos significativamente negativo nos lags e 7, e outro positivo no lag 6 as demais correlações comportam-se de maneira aleatória.

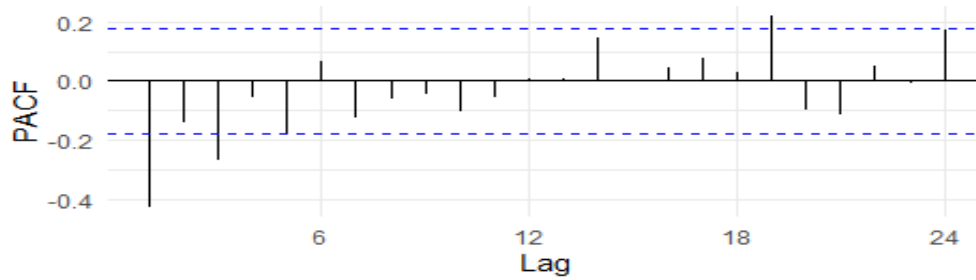
Figura 21 - Autocorrelação da Variável Ocorrências (com primeira diferença).



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 22 representa a autocorrelação parcial da série ocorrências aeronáuticas com primeira diferença, observa-se vários pontos significativos, nota-se alguns negativos nos lags 1 e 3, e outro positivo no lag 17, em geral tendo um comportamento aleatório.

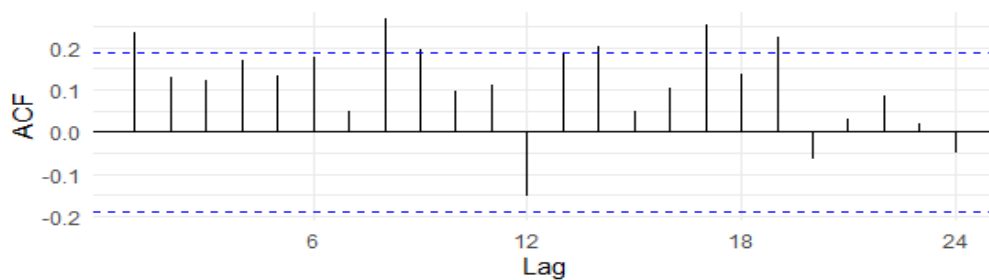
Figura 22- Autocorrelação Parcial da Variável Ocorrências Aeronáuticas (com primeira diferença).



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 23 apresenta o gráfico da autocorrelação da variável ocorrências aeronáuticas aplicada diferença sazonal anual, pode-se notar que há alguns pontos significativos positivamente nos lags 1, 8, 17 e 19. Visto que a série está sendo estudada com a aplicação da primeira diferenciação, o fato de ainda haver correlações significativas é um indicativo que a série poderá ter sazonalidade.

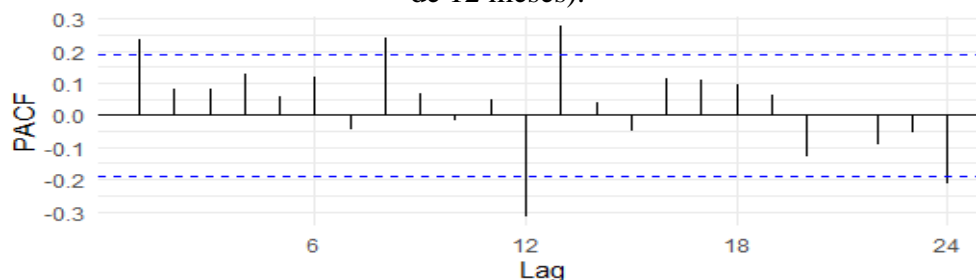
Figura 23- Autocorrelação da Variável Ocorrências Aeronáuticas (diferença sazonal de 12 meses).



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 24 representa a autocorrelação parcial da série de ocorrências aeronáuticas com diferença e sazonalidade anual, observa-se vários pontos significativos positivos, sendo os lags 1, 8, 13 e 19, e também significativos negativos, nos lags 12 e 24.

Figura 24 - Autocorrelação Parcial da Variável Ocorrências Aeronáuticas (diferença sazonal de 12 meses).

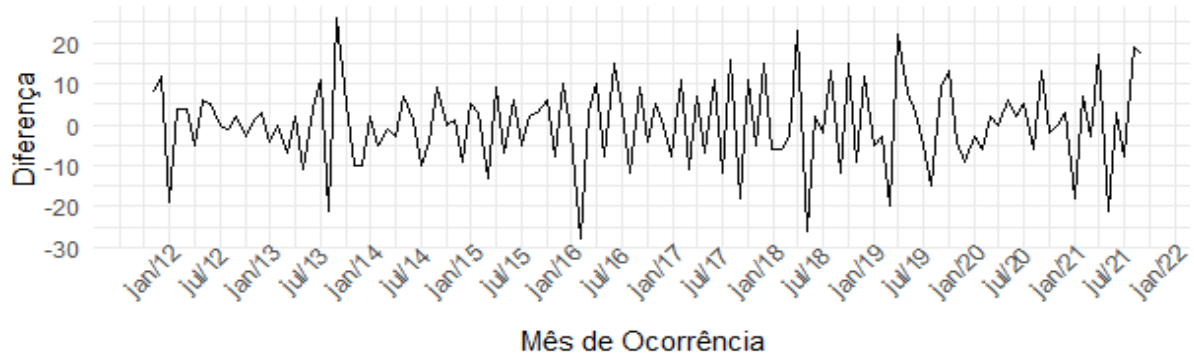


Fonte: Elaborado pela autora.



A figura 25 apresenta a série temporal da incidência de ocorrências aeronáuticas no Brasil, durante os anos de 2012 até 2021, aplicada primeira diferença, a princípio não é possível notar nenhum padrão de comportamento da série, sendo ela bastante aleatório, mas nota-se que nela há um comportamento mais em torno da média, e é possível visualizar picos positivos na frequência de ocorrências em dezembro de 2013, julho de 2018 e julho de 2019, como também picos negativos por volta de novembro de 2013, em maio de 2016 e agosto de 2018.

Figura 25 - Ocorrências Aeronáuticas no Brasil (2012- 2021) aplicada Primeira Diferença.



Fonte: Elaborado pela autora.

Alguns modelos foram escolhidos por meio de interpretação das autocorrelações e autocorrelações parciais, sendo assim, deduziu-se que o modelo possuiria coeficientes AR, MA, diferença e sazonalidade. Para escolha do melhor modelo, foi levado em consideração o critério AIC, desse modo, o melhor modelo dentre os observados foi o SARIMA (5,1,7)(0,1,1)<sup>12</sup>, visto que teve o menor AIC.

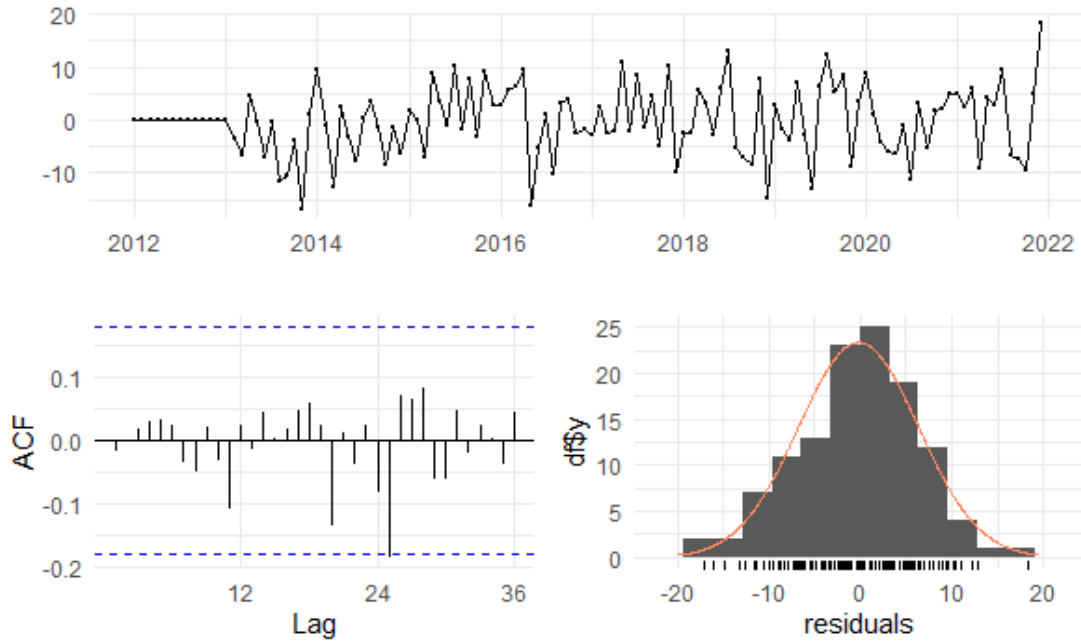
### 6.2.2 Verificação do Modelo

Na figura 26, pode-se notar que a distribuição dos resíduos aparentemente possui média e variâncias constantes. No gráfico da autocorrelação dos resíduos, não há pontos significativos, sugerindo que o modelo será adequado, pois os resíduos são não correlacionados, contudo, é necessário observar mais requisitos para chegar a tal conclusão. Observando o histograma dos resíduos, observa-se que o comportamento aproxima-se ao da distribuição normal, sugerindo a normalidade dos resíduos.

Foi realizado o teste de Ljung para o modelo, o qual resultou em um p-valor 0,7213. Portanto, pode-se concluir que os resíduos não são correlacionados, pois o p-valor foi maior que o nível de significância adotado para o teste de 0,05, assim não rejeitando a hipótese nula,

a qual assume que as autocorrelações são iguais a zero. Considerando o teste de Shapiro Wilk, que resultou em um p-valor de 0,8918, conclui-se que os resíduos seguem distribuição normal, pois o resultado do p-valor foi maior que o nível de significância, desse modo, pode-se concluir que o modelo pode ser usado para realizar intervalos de previsão.

Figura 26 - Análise dos Resíduos do Modelo SARIMA (5,1,7)(0,1,1)<sup>12</sup>

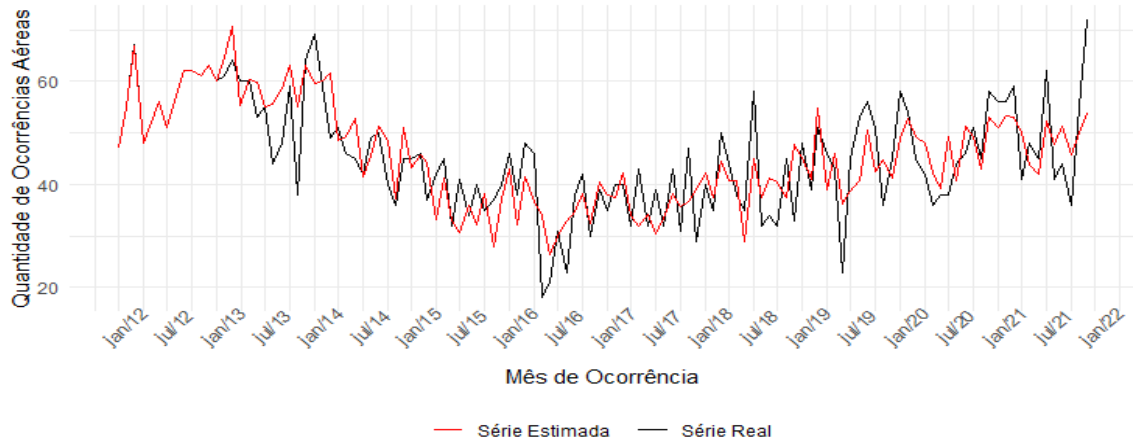


Fonte: Elaborado pela autora.

### 6.2.3 Previsão de Ocorrências Aeronáuticas

A figura 27 apresenta a série temporal real e a série estimada pelo modelo da incidência de ocorrências, pode-se observar que no período de janeiro de 2012 a janeiro de 2013 o modelo conseguiu estimar bem o comportamento da série original. Nos períodos seguintes, em sua maioria o modelo entende a tendência, mas não tanto a sua variação.

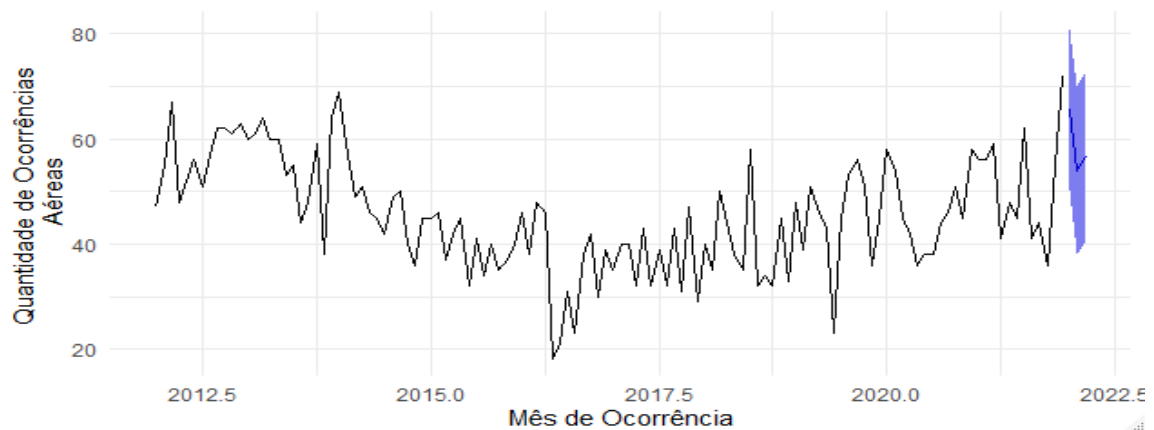
Figura 27 - Comparação da Série Original com a Série do Modelo dos Dados de Ocorrências Aeronáuticas.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 28, apresenta a série de ocorrências aéreas no Brasil de 2012 a 2021, e as projeções para os próximos três meses e seus intervalos de projeção. Para facilitar a visualização dos resultados da previsão, tem-se a tabela 4 com os resultados das previsões estimadas do número de ocorrências aeronáuticas para os meses de janeiro, fevereiro, março de 2022 como também intervalo de confiança de 80% e 95%, nota-se que as ocorrências reais do primeiro trimestre de 2022, estão contidas no intervalos de 95% de confiança.

Figura 28 - Previsão de Ocorrências Aéreas no Brasil, primeiro trimestre 2022.



Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 4 - Previsão do Número de Ocorrências Aeronáuticas no Brasil, para o primeiro trimestre de 2022.

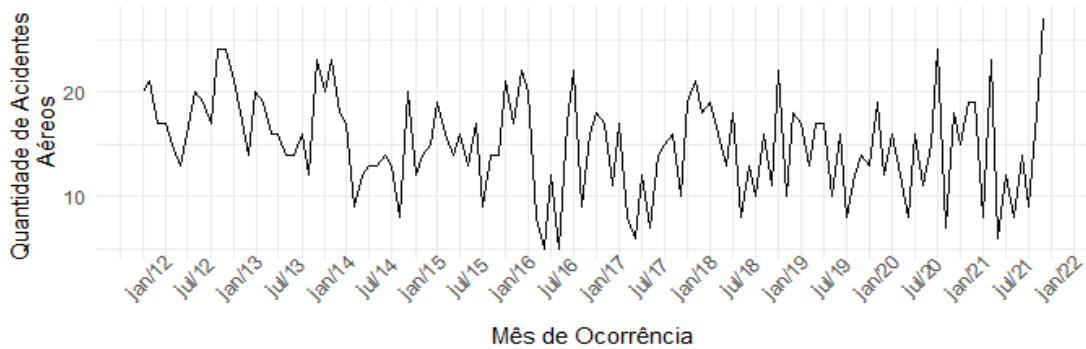
Mês Previsto	Ocorrido	Previsão	Intervalos de confiança			
			Inferior 80%	Superior 80%	Inferior 95%	Superior 95%
jan/22	59	65,73478	55,72047	75,7491	50,41921	81,05036
fev/22	41	54,03428	43,5378	64,53076	37,9813	70,08726
mar/22	61	56,67218	46,15042	67,19393	40,58054	72,76381

Fonte: Elaborado pela autora.

#### 6.2.4 Comportamento da Série de Acidentes

A figura 29 apresenta a série temporal real da incidência de acidentes aeronáuticos no Brasil, durante os anos de 2012 até 2021, nota-se que os maiores picos de acidentes aparentemente ocorreram por volta de novembro de 2012 e em outubro de 2020, já os pico negativos mais acentuados, ocorreram por volta de julho e agosto de 2016, a princípio não é possível notar nenhum padrão de comportamento da série, sendo ela bastante aleatória.

Figura 29 - Acidentes Aeronáuticos no Brasil (2012- 2021).

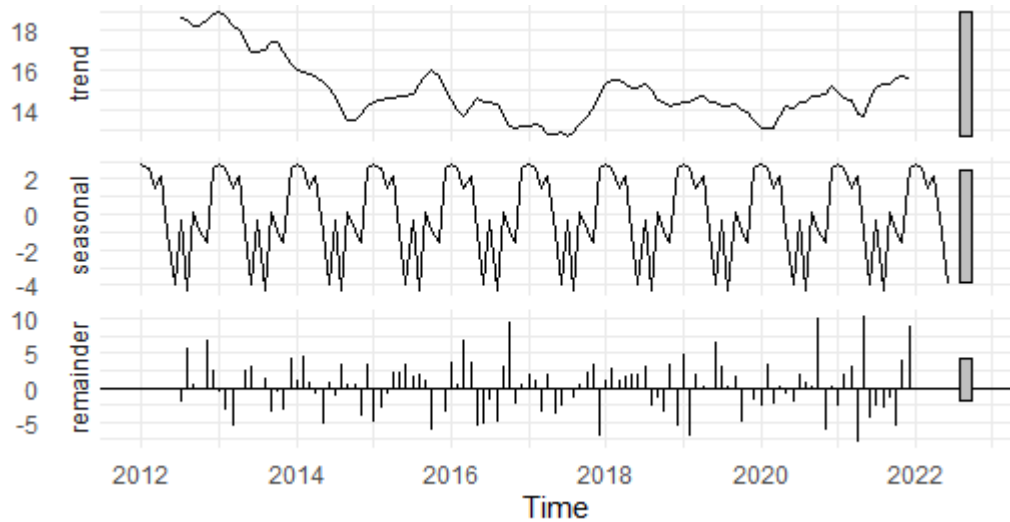


Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 30 apresenta a decomposição da série de acidentes aeronáuticos, no primeiro gráfico observa-se a tendência da série, pode-se notar que há um comportamento decrescente desde 2013 até 2015, ao longo da série tem pequenas variações de crescimento, mas logo retornando a cair, à exemplo o decorrer do ano de 2015 aparenta ter um crescimento, já no ano de 2016 há comportamento de decrescimento. No segundo gráfico, tem-se a sazonalidade da série, pode-se observar que há um comportamento periódico repetitivo, portanto, indicando que

a série possui sazonalidade. Já no terceiro gráfico, apresenta os resíduos da série, nota-se que comportam-se de maneira aleatória.

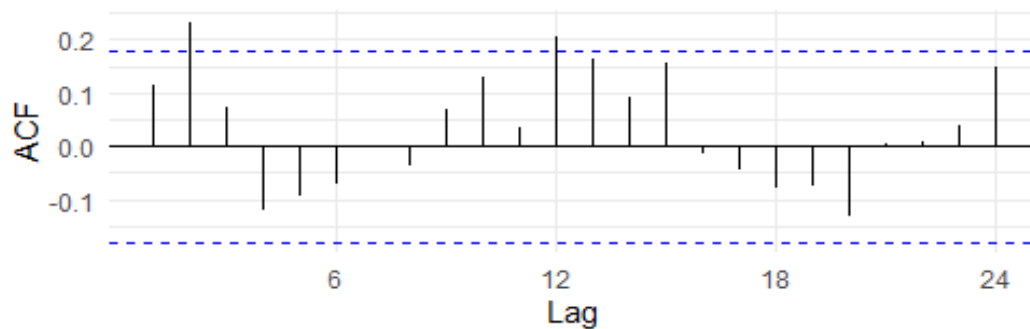
Figura 30 - Decomposição aditiva da série de acidentes aeronáuticos do Brasil dos anos de 2012 até 2021, dados CENIPA.



Fonte: Elaborado pela autora.

Na figura 31, há a autocorrelação da série de acidentes aeronáuticos, nota-se que há dois pontos positivos que são significativos nos lags 2 e 12, mas em geral a autocorrelação está se comportando de maneira aleatória.

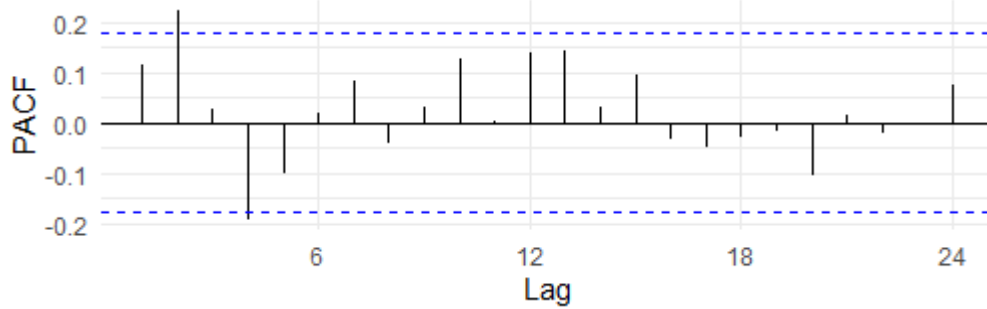
Figura 31 - Autocorrelação da Variável Acidentes.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 32, apresenta a autocorrelação parcial da série de acidentes aeronáuticos, nela pode-se observar que o lag 2 é significativo positiva e lag 4 negativo, os demais comportam-se de maneira aleatória.

Figura 32 - Autocorrelação Parcial da Variável Acidentes Aeronáuticas.



Fonte: Elaborado pela autora.

A tabela 5, apresenta os resultados dos testes de estacionariedade, aplicados na série temporal da variável acidentes aeronáuticos, o teste de Dickey Fuller resultou indicou que a série é estacionária, pois, o p-valor foi menor que o nível de significância de 0,05. O teste KPSS, teve p-valor menor que o nível de significância, portanto, indicando a não estacionariedade da série. Visto que houve divergências entre os testes, se fez necessário a diferenciação dos dados, após a aplicação dos testes na série diferenciada, o p-valor de ambos os testes atenderam suas premissas de estacionariedade. Portanto, os demais cálculos foram desenvolvidos com a série aplicada diferença.

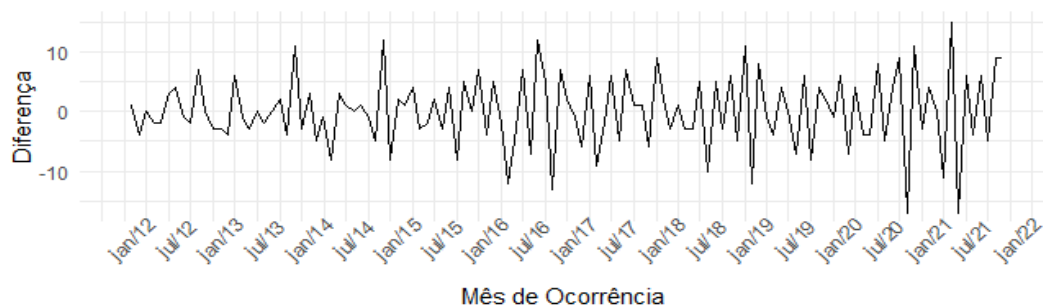
Tabela 5 - Resultados dos Testes de Estacionariedade série de acidentes aéreas no Brasil, 2012 a 2021.

	Dickey Fuller	Kpss
P-valor sem diferença	0,01	0,04295
P-valor 1ª diferença	0,01	0,1

Fonte: Elaborado pela autora.

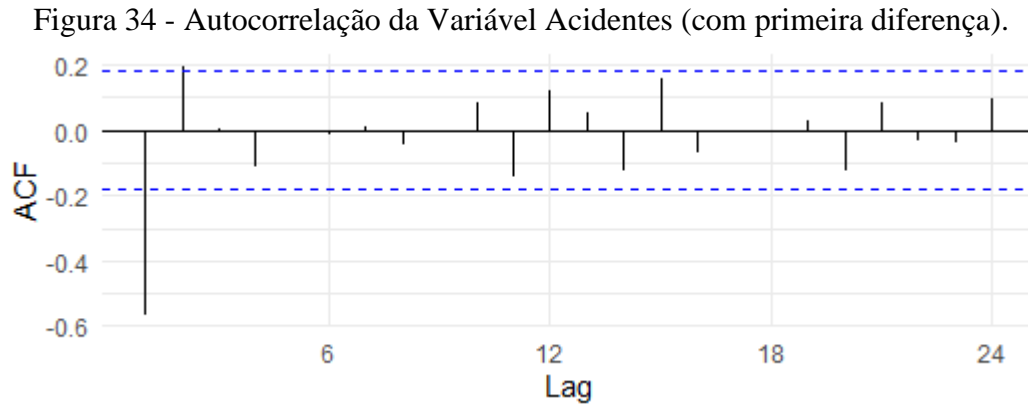
A figura 33 apresenta a série temporal da incidência de acidentes aeronáuticos no Brasil, durante os anos de 2012 até 2021, aplicada primeira diferença, nota-se que nela há um comportamento mais em torno da média e com aumento da variabilidade com o passar dos anos.

Figura 33 - Acidentes Aeronáuticos no Brasil (2012- 2021) Aplicada Primeira Diferença.



Fonte: Elaborado pela autora.

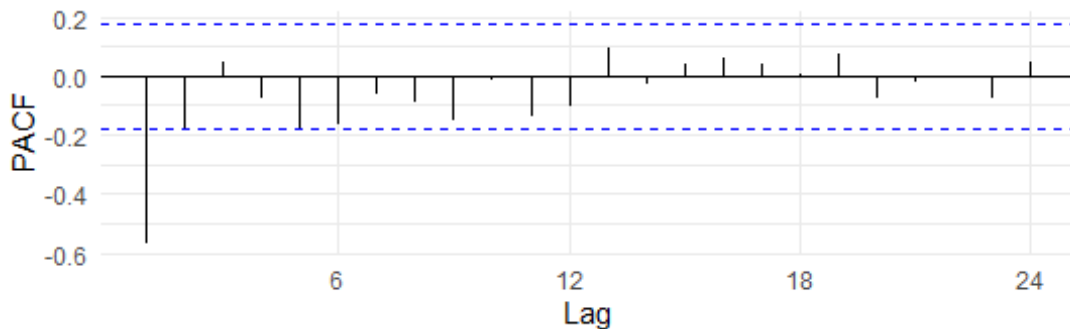
A figura 34 apresenta o gráfico da autocorrelação da variável acidentes aeronáuticos com primeira diferença, pode-se notar alguns pontos significativos, sendo negativos e o outro positivo, as demais correlações comportam-se de maneira aleatória, assim não sendo tão dedutível qual modelo poderá prever bem a série.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 35 representa a autocorrelação parcial da série de acidentes aeronáuticos, observa-se alguns pontos significativos, sendo eles negativos, em geral tendo um comportamento aleatório.

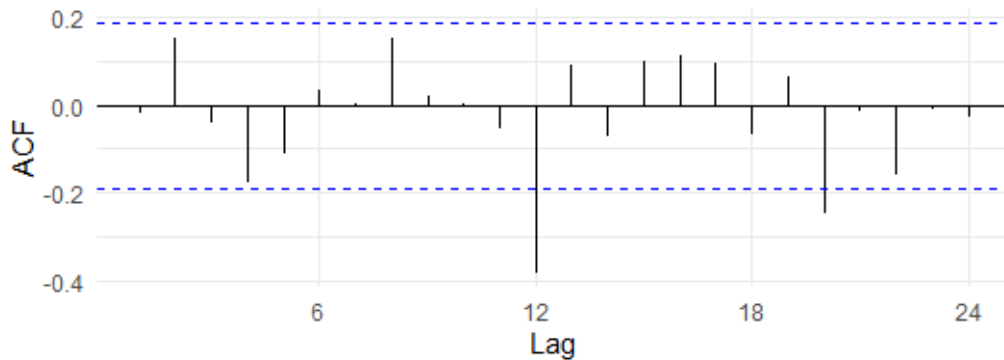
Figura 35 - Autocorrelação Parcial da Variável Acidentes Aeronáuticas (com primeira diferença).



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 36 apresenta o gráfico da autocorrelação da série de acidente aeronáuticas aplicada diferença e sazonalidade anual, pode-se notar que os lags 12 e 20 são significativos negativamente. Visto que a série está sendo estudada com a aplicação de diferenciação, o fato de ainda haver correlações significativas é um indicativo que a série poderá ter sazonalidade.

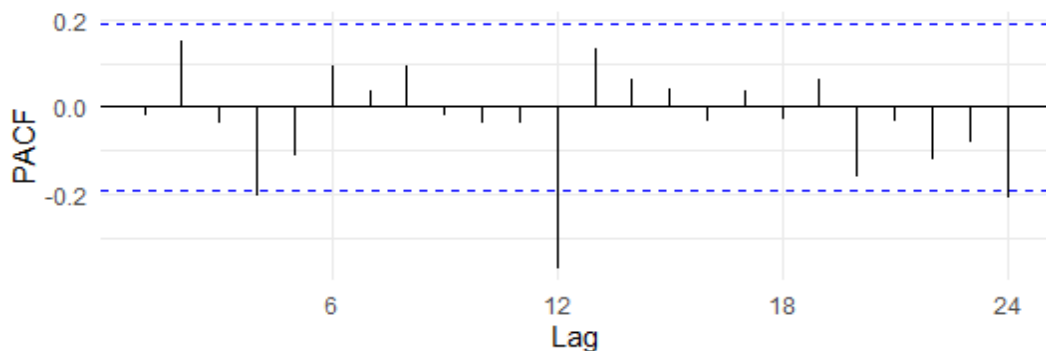
Figura 36 - Autocorrelação da Variável Acidentes (diferença sazonal de 12 meses).



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 37 exibe a autocorrelação parcial da série de acidentes aeronáuticos com diferença sazonal anual, observa-se pontos significativos, sendo eles negativos nos lags 4, 12 e 24, em geral tendo um comportamento aleatório. Visto que a série está sendo estudada com a aplicação da diferenciação sazonal, o fato de ainda haver correlações significativas é um indicativo que a série poderá ter sazonalidade.

Figura 37 - Autocorrelação Parcial da Variável Acidentes (diferença sazonal de 12 meses).



Fonte: Elaborado pela autora.

Alguns modelos foram escolhidos por meio de interpretação das autocorrelações e autocorrelações parciais, sendo assim, deduziu-se que o modelo possuiria coeficientes MA, diferença e sazonalidade. Para escolha do modelo, foi levado em consideração o critério AIC, desse modo, o melhor modelo dentre os observados em fase de estudo foi o SARIMA  $(0,1,3)(0,1,2)^{12}$ , visto que teve menor AIC.

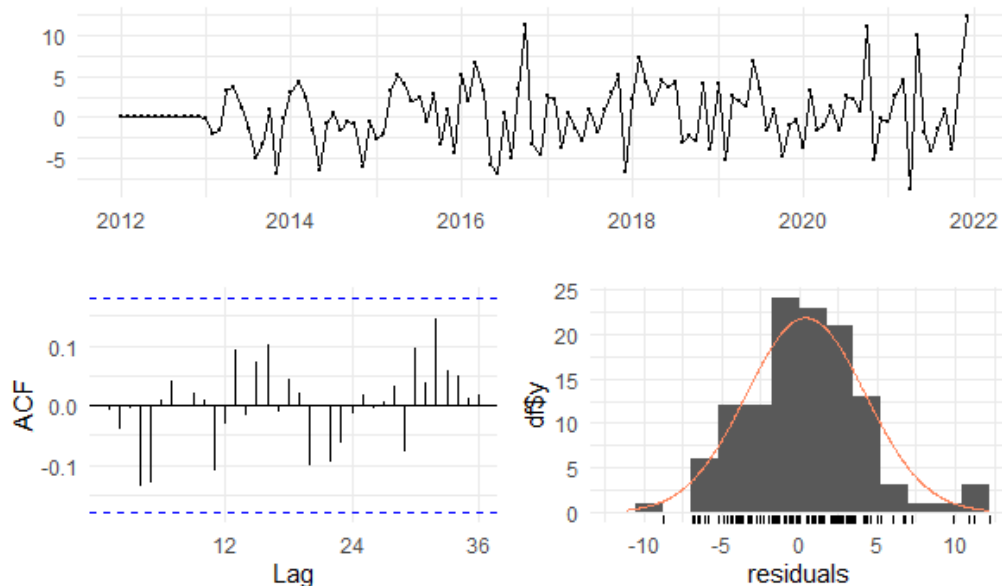


### 6.2.5 Verificação do Modelo

Na figura 38, pode-se notar que a distribuição dos resíduos aparentemente possui média e variâncias constantes. No gráfico da autocorrelação dos resíduos, nota-se que não há pontos significativos, como isso pode-se sugerir que o modelo possivelmente será adequado, pois os resíduos são não correlacionados. Já observando o histograma dos resíduos, observa-se que o comportamento aproxima-se ao de uma distribuição normal, mas com uma concentração de pontos nas caudas da distribuição.

Foi realizado teste de Ljung para o modelo, o qual resultou em um p-valor 0,7777. Portanto, pode-se concluir que os resíduos são independentes entre si, logo não havendo correlação, pois o p-valor foi maior que o nível de significância adotado para o teste de 0,05, assim não rejeitando a hipótese nula, a qual assume que as autocorrelações são iguais a zero, portanto não significativas. Já observando o teste de Shapiro Wilk, que resultou em um p-valor de 0,07472. Conclui-se que os resíduos seguem distribuição normal, pois o resultado do p-valor foi maior que o nível de significância 0,05, desse modo, pode-se concluir que o modelo é adequado para realizar intervalos de previsão que tem o pressuposto a normalidade dos resíduos.

Figura 38 - Análise dos Resíduos do Modelo SARIMA(0,1,3)(0,1,2)<sup>12</sup>

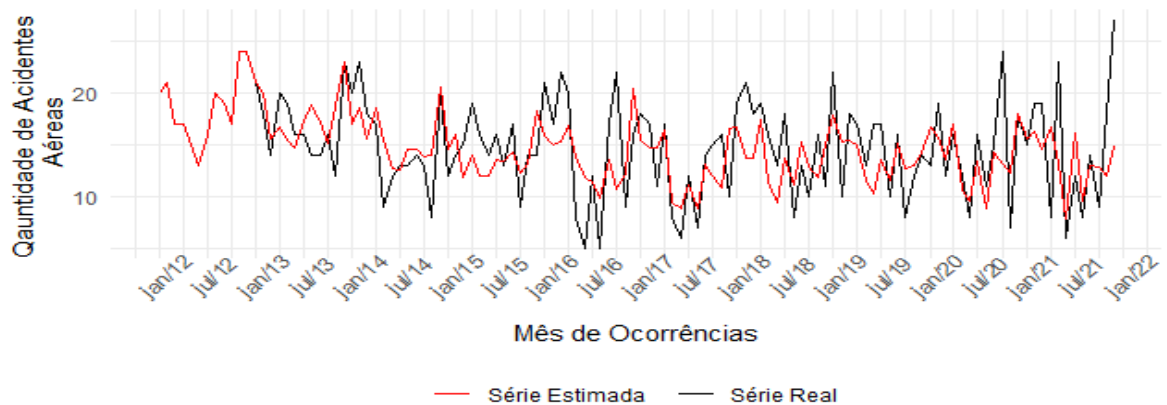


Fonte: Elaborado pela autora.

### 6.2.6 Previsão de Acidentes Aeronáuticos

A figura 39 apresenta a série temporal real e a série estimada pelo modelo da incidência de acidentes, pode-se observar que no período de janeiro de 2012 a janeiro de 2013, o modelo conseguiu entender bem o comportamento da série original. Nos períodos seguintes em sua maioria o modelo entende a tendência dos dados.

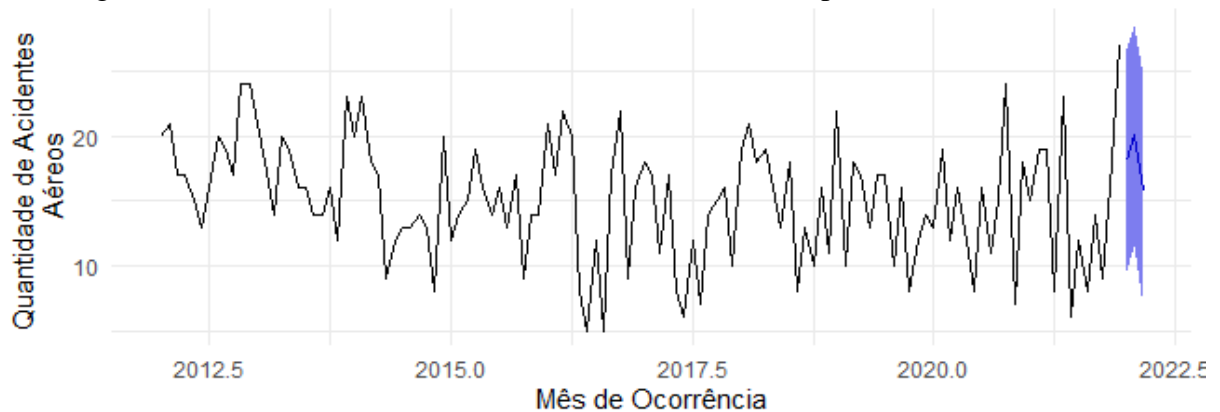
Figura 39 - Comparação da Série Original com a Série do Modelo dos Dados de Acidentes Aeronáuticos.



Fonte: Elaborado pela autora.

A figura 40, apresenta a série de acidentes aéreos no Brasil de 2012 a 2021, e as projeções para os próximos três meses e seus intervalos de projeção. Para facilitar a visualização dos resultados, abaixo há a tabela 6 com os resultados das previsões e intervalos de confiança. Estima-se que em janeiro, fevereiro e março de 2022, ocorreram cerca de 18, 20 e 16 acidentes, respectivamente, ao se observar as ocorrências reais, nota-se que os valores estão contidos em ambos os intervalos de confiança.

Figura 40 - Previsão de Acidentes Aeronáuticos no Brasil, primeiro trimestre 2022.



Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6 - Previsão do Número de Acidentes Aeronáuticos no Brasil, para o primeiro trimestre de 2022.

Mês Previsto	Ocorrido	Previsão	Intervalos de confiança			
			Inferior 80%	Superior 80%	Inferior 95%	Superior 95%
jan/22	22	18,12232	12,52182	23,72283	9,557087	26,68756
fev/22	14	20,05414	14,45345	25,65483	11,48862	28,61966
mar/22	18	15,7253	9,889432	21,56116	6,800113	24,65048

Fonte: Elaborado pela autora.

## 7. CONCLUSÃO

O presente trabalho propôs-se a desenvolver modelos de previsão das ocorrências aeronáuticas no Brasil, fazendo uso do banco de dados do Centro de Prevenção e Investigação de Acidentes de Aviação do CENIPA, e por meio da metodologia de análise de séries temporais, mais especificamente utilizando a família de modelos SARIMA. O estudo de casos anteriores é uma ferramenta que pode auxiliar na diminuição das ocorrências aéreas, pois, com a observação do comportamento da série, é possível detectar padrões, assim auxiliando nas decisões de ações que deverão ser realizadas como medida de prevenção.

No primeiro momento, foi realizada uma análise descritiva dos dados, no qual foi observado que houveram 5.447 registros de ocorrências aeronáuticas no período de 2012 a 2021, dos quais 1.809 foram classificados como sendo acidentes, e dentre eles, 409 ocorreram fatalidade, em média incidem 545 registro de ocorrências aeronáuticas, para os acidentes especificamente a média é 181 registros. Os dois principais fatores contribuintes que mais ocorrem nos acidentes no Brasil são: perda de controle em voo, falha de motor em voo. E o estado do país com maior frequência de acidentes é o estado de São Paulo.

Para escolha dos melhores modelos de previsão dos dados em estudo, foi considerando o critério de Akaike (AIC), os quais foram: SARIMA(5,1,7)(0,1,1)<sup>12</sup> com AIC=778,78, para todas as ocorrências e o SARIMA (0,1,3)(0,1,2)<sup>12</sup> com AIC=645,77, para os acidentes, ambos os modelos com tendências e sazonalidade. Observando os resultados previstos com os dados reais do primeiro trimestre de 2022, nota-se que estão dentro dos intervalos de confiança estimados, sendo um indicativo que os modelos estão fazendo boas previsões.

Como sugestão para pesquisas futuras, com a obtenção de novos registro no banco de dados do CENIPA, este estudo pode ser atualizado e obter-se novos modelos de previsão, ou ainda outras metodologias de análise podem ser empregadas neste mesmo banco de dados, como por exemplo, modelos de holt-winters, ou modelos utilizando redes neurais.

## REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL (Brasil). **Dados estatísticos do transporte aéreo do Brasil: resumo anual 2020**. Distrito Federal: ANAC, 2021. Disponível em: <https://www.anac.gov.br/assuntos/setor-regulado/empresas/envio-de-informacoes/base-de-dados-estatisticos-do-transporte-aereo> Acesso em: setembro de 2022.

Agência Senado. **Deficiências de transportes ainda dificultam integração econômica do Brasil com a América Latina**, 2009. Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2009/12/14/deficiencias-de-transportes-ainda-dificultam-integracao-economica-do-brasil-com-a-america-latina> Acesso em: set. de 2022.

ANTUNES, José L. F. e Cardoso; ALVES, Maria R. Alves. **Uso da análise de séries temporais em estudos epidemiológicos**. Epidemiologia e Serviços de Saúde [online]. 2015, v. 24, n. 3, pp. 565-576. Disponível em: <https://doi.org/10.5123/S1679-49742015000300024>. Acessado em: setembro de 2022.

ASSOP – Assessoria de Segurança Operacional, **Relatório Anual de Segurança Operacional (RASO) – 2020**. Disponível em: [https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/seguranca-operacional/gerenciamento-da-seguranca-operacional/arquivos/raso\\_2020.pdf](https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/seguranca-operacional/gerenciamento-da-seguranca-operacional/arquivos/raso_2020.pdf). Acesso em: agosto de 2022.

BIELSCHOWSKY, Pablo; CUSTÓDIO, Marcos da C. **A Evolução do Setor de Transporte Aéreo Brasileiro**. Revista Eletrônica Novo Enforque, v. 13, n. 13, p. 72-93, 2011.

BOX, G. E. P. and JENKINS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**, 4nd. ed., San Francisco: Holden-Day, 2008.

CRYER, JD; CHAN, KS. **Time series analysis with applications in R**. 2. Ed, Nova Iorque: Springer, 2008.

EHLERS, Ricardo S. **Análise de Séries Temporais**, 4. Ed. Curitiba, 2007. Disponível em: <http://www.each.usp.br/rvicente/AnaliseDeSeriesTemporais.pdf>. Acessado em: julho de 2022.

GUJARATI, D. **Econometria Básica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

IBGE. **Redes e Fluxos do Território Ligações aéreas : 2019-2020 / IBGE**, Coordenação de Geografia. Rio de Janeiro: IBGE, 2021 Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101891.pdf> Acesso em: setembro de 2022.

JUNIOR, Carlos A. V.; **Comportamento humano e automação como fatores contribuintes em acidentes: estudo de caso de acidente aéreo em São Paulo, Brasil..**, Curitiba: Brazilian Journal of Development, v. 5, n. 9, p. 15134-15150, 2019.

MALAGUTTI, A. O. **Evolução da Aviação Civil no Brasil**. Brasília: Câmara dos Deputados, 2001.

MCELREATH, Richard. **Repensamento Estatístico: Um Curso Bayesiano com Exemplos em R e Stan**. CRC Press. p. 189, 2016

MORETTIN, Pedro; TOLOI, Clélia. **Modelos Para Previsão de Séries Temporais**, 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006.

POLLI, Démerson A.; VIEIRA, Nara N. **Modelagem estatística da série mensal de acidentes aéreos: um algoritmo automatizado para a seleção de modelos de previsão do número de ocorrências em curto prazo**, Revista Conexão Sipaer, v.6, n.1, p 551-558, 2015.

PEREIRA, A. **Breve história da aviação comercial brasileira**. Rio de Janeiro: Europa, 1987.

ROSSI, Alfredo. **Diagnóstico em Regressão**, LAMFO, 2019. Disponível em: <https://lamfo-unb.github.io/2019/04/13/Diagnostico-em-Regressao/#:~:text=Os%20res%C3%ADduos%20indicam%20a%20varia%C3%A7%C3%A3o,e%20n%C3%A3o%20confi%C3%A1veis%20para%20infer%C3%Aancia>. Acesso em: agosto de 2022.

RSTUDIO, <https://www.rstudio.com/products/rstudio>. Acesso: novembro de 2022.

SÁFADI, T. **Uso de séries temporais na análise de vazão de água na represa de Furnas**. Ciência e Agrotecnologia, Lavras, v. 28, n. 1, p. 142-148, 2004.

SHAPIRO, S.S. FRANCIA, R.S. **An approximate analysis of variance test for normality**, Journal of the American Statistical Association., v. 67, p. 215–216, 1972.

TADDY, Matt. **Ciência de dados de negócios: combinando aprendizado de máquina e economia para otimizar, automatizar e acelerar decisões de negócios**. Nova York: McGraw-Hill. p. 90, 2019.

ONTL. **BOLETIM DE LOGÍSTICA A IMPORTÂNCIA DO TRANSPORTE AÉREO PARA O BRASIL**, v. 3, 2022, Disponível em: <https://ontl.epl.gov.br/wp-content/uploads/2022/02/Setor-Aereo-Brasileiro-v3.pdf> Acesso em: set. de 2022.

**APRÊNDICE A- Script no R**

```
### Script: ANALISE DOS DADOS AERONAUTICOS NO BRASIL - PERIODO 2012 A  
2021
```

```
## Pacotes
```

```
library(dplyr)
```

```
library(xts)
```

```
library(fpp2)
```

```
library(tseries)
```

```
library(lubridate)
```

```
## CARREGANDO A BASE
```

```
DADOS_2012_2021 <- read_excel(file.choose(),sheet = "DADOS")
```

```
##AGRUPANDO AS OCORRENCIA POR MES
```

```
Num_Ocorrencias<-DADOS_2012_2021 %>%
```

```
  group_by(Mes = lubridate::floor_date(Data, "month")) %>%
```

```
  summarize(Sum_ocorrencias=round(sum(num_ocorrencias),2))
```

```
## CRIANDO SERIE TEMPORAL DAS OCORRENCIAS AGRUPADAS POR MES
```

```
st_ocorrencias<-ts(Num_Ocorrencias$Sum_ocorrencias,
```

```
  start = c(2012,1),end = c(2021,12),
```

```
  frequency = 12)
```

```
## DECOMPOSICAO DA SERIE DE OCORRENCIAS
```

```
autoplot(decompose(st_ocorrencias))+theme_minimal()
```

```
## ANALISANDO AUTOCORRELACAO
```

```
ggAcf(st_ocorrencias)+theme_minimal()
```

```
## ANALISANDO AUTOCORRELACAO PARCIAL
```

```
ggPacf(st_ocorrencias)+theme_minimal()
```

```
## TESTES ESTACIONARIEDADE
```

```
adf.test(st_ocorrencias)
```

```
kpss.test(st_ocorrencias)
```

```
## SERIE OCORRENCIAS PRIMEIRA DIFERENÇA
```

```
Ocorrencias_diff<-data.frame(Mes=Num_Ocorrencias$Mes,
                             Diferenca=c(NA,diff(Num_Ocorrencias$Sum_ocorrencias)))
```

```
## MODELO ESCOLHIDO
```

```
(arima_517_011<-Arima(st_ocorrencias,order=c(5,1,7),
                      seasonal = c(0,1,1)))
```

```
## CHECANDO RESIDUOS
```

```
checkresiduals(arima_517_011,theme=theme_minimal())
shapiro.test(arima_517_011$residuals)
```

```
### COMPARANDO AJUSTADO X REAL
```

```
autoplot(st_ocorrencias)+
  autolayer(fitted(arima_517_011),color="red")+
  theme_minimal()
```

```
## PREVISAO 3 PASSOS A FRENTE
```

```
(previsao_ocorrencia<-forecast(arima_517_011,h=3))
```

```
arima_715_011 %>% forecast(h=3,level=95) %>% autoplot(main="Previsao
ARIMA(517)(0,1,1)")+ xlab("Data")+ylab("Quantidade de Ocorrencias \n Aereas")+
theme_minimal()
```