



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS**



**Lauryane Santos Siqueira**

**SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS NA PREVISÃO DE DENÚNCIAS DE VIOLÊNCIA  
CONTRA A MULHER: ESTUDO DE CASO COM DADOS DO SERVIÇO LIGUE 180**

São Cristóvão - SE

2024

Lauriane Santos Siqueira

**SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS NA PREVISÃO DE DENÚNCIAS DE VIOLÊNCIA  
CONTRA A MULHER: ESTUDO DE CASO COM DADOS DO SERVIÇO LIGUE 180**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da Universidade Federal de Sergipe, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Dr. Cleber Martins Xavier

São Cristóvão - SE

2024

Lauriane Santos Siqueira

**SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS NA PREVISÃO DE DENÚNCIAS DE VIOLÊNCIA  
CONTRA A MULHER: ESTUDO DE CASO COM DADOS DO SERVIÇO LIGUE 180**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da Universidade Federal de Sergipe, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Aprovado em DATA DE APROVAÇÃO.

---

**Prof. Dr. Cleber Martins Xavier**  
Orientador

---

**Prof. Dr. José Rodrigo Santos Silva**  
Convidado 1

---

**Prof. Dr. Luiz Henrique Gama Dore de  
Araújo**  
Convidado 2

São Cristóvão - SE  
2024

## **Agradecimentos**

Primeiramente, agradeço a Deus por me guiar e fortalecer em cada desafio.

Sou profundamente grata à minha família e amigos, especialmente à minha mãe, cuja força e resiliência me inspiram a manter a fé e perseverar. Seu amor e apoio foram essenciais em minha vida.

Ao Artur, cujo suporte constante as minhas decisões e incentivo aos meus estudos foram fundamentais. Agradeço por ter atuado, em muitos momentos, como meu professor, me ajudando a superar as dificuldades nas temidas disciplinas do DMA. Obrigada por estar sempre ao meu lado.

Agradeço de coração aos amigos que construí durante essa graduação, especialmente a Raquel, Gilmara, Rivaldo e Matheus. Juntos, enfrentamos desafios e vivemos momentos alegres que tornaram essa jornada mais prazerosa. Sua amizade e apoio foram cruciais para tornar essa experiência ainda mais especial. Cada risada e conversa compartilhada fortaleceu nossos laços e criou memórias que levarei para a vida toda.

Ao corpo docente do departamento de Estatística, cujas contribuições foram essenciais para minha formação. Em especial, agradeço ao meu orientador, Cleber Xavier, pela orientação esclarecedora, paciência e motivação constante. Seu apoio foi imprescindível para a realização deste trabalho, e sou especialmente grata por sempre se desdobrar para atender nossas solicitações, oferecendo disciplinas que nos interessavam, mesmo que isso significasse mais um desafio em sua já lotada agenda. Sua dedicação fez toda a diferença na minha trajetória

A todos que, de alguma forma, contribuíram para que esta jornada fosse possível.

*“Essencialmente, todos os modelos estão errados,  
mas alguns são úteis.  
(Essentially, all models are wrong,  
but some are useful.)”  
(George E. P. Box)*

## Resumo

Este trabalho visa estudar as denúncias de violência contra a mulher no Brasil no período de janeiro de 2014 a março de 2024. O objetivo principal é analisar e prever tendências nas denúncias de violência contra a mulher no Brasil, utilizando técnicas de séries temporais hierárquicas e o modelo de previsão ARIMA, em diferentes níveis hierárquicos, incluindo nacional, regional e estadual. A pesquisa é de natureza aplicada e quantitativa, fundamentada em dados extraídos do serviço Ligue 180. A metodologia adotada inclui a implementação de abordagens como Top-Down, Bottom-Up e Middle-Out, além da Reconciliação ótima do Minimum Trace. Essas abordagens permitem uma comparação detalhada entre as diferentes estratégias de previsão, possibilitando a identificação da mais eficaz para o contexto das denúncias de violência. A análise descritiva dos dados revelam uma tendência de crescimento contínuo nas denúncias, refletindo não apenas um aumento na conscientização sobre a violência contra a mulher, mas também uma maior confiança no sistema de denúncia. Os resultados indicam que a abordagem Middle Out se destacou, apresentando os menores valores de MASE e RMSSE, o que sugere uma melhor adaptação às particularidades dos dados analisados. Além disso, a pesquisa discute as variações sazonais e regionais nas denúncias, considerando fatores como o impacto da pandemia de COVID-19 e campanhas de conscientização.

**Palavras-chave:** Violência contra a mulher, Ligue 180, Séries Temporais Hierárquicas, ARIMA, Previsão.

## **Abstract**

This work aims to study reports of violence against women in Brazil from January 2014 to March 2024. The primary objective is to analyze and forecast trends in these reports using hierarchical time series techniques and the ARIMA forecasting model at various hierarchical levels, including national, regional, and state. The research is applied and quantitative, based on data extracted from the Ligue 180 service. The methodology involves the implementation of approaches such as Top-Down, Bottom-Up, Middle-Out, and the Minimum Trace Optimal Reconciliation. These approaches enable a detailed comparison of different forecasting strategies, identifying the most effective for the context of violence reports. Descriptive data analysis reveals a continuous upward trend in reports, reflecting both increased awareness of violence against women and greater trust in the reporting system. The results indicate that the Middle-Out approach performed best, showing the lowest MASE and RMSSE values, suggesting better adaptability to the specifics of the data. Additionally, the research discusses seasonal and regional variations in reports, considering factors such as the impact of the COVID-19 pandemic and awareness campaigns.

**Keywords:** Violence against women, Ligue 180, Hierarchical Time Series, ARIMA, Forecasting.

## Lista de ilustrações

Figura 1 – Diagrama hierárquico de dois níveis: o nível superior, 'Total', é dividido em dois subníveis: A, com três séries (AA, AB, AC), e B, com duas séries (BA, BB). . . . .	21
Figura 2 – Diagramas de estruturas agrupadas alternativas de dois níveis: o primeiro diagrama tem o nível superior 'Total', que se divide em A (com AX e AY) e B (com BX e BY); o segundo diagrama também tem o nível 'Total', dividido em X (com AX e BX) e Y (com AY e BY). . . . .	22
Figura 3 – Distribuição Geográfica das Regiões e Estados Brasileiros . . . . .	30
Figura 4 – Estrutura hierárquica das séries temporais com os diferentes níveis de agregação (Brasil, Regiões e Estados). . . . .	31
Figura 5 – Evolução mensal das denúncias de violência contra a mulher pelo Ligue 180 no Brasil no período 2014 - 2023 . . . . .	33
Figura 6 – Distribuição mensal das denúncias de violência contra a mulher pelo Ligue 180 no Brasil, no período de 2014 - 2023 . . . . .	35
Figura 7 – Evolução mensal das denúncias de violência contra a mulher pelo Ligue 180 nas regiões do Brasil, para o período de 2014 - 2023 . . . . .	36
Figura 8 – Mapa de Denúncias por Unidade Federativa no período 2014-2023 (Por 10.000 Denúncias) . . . . .	36
Figura 9 – Previsão três passos à frente utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para série de nível 0 das denúncias do Ligue 180 no período 2014-2024. . . . .	38
Figura 10 – Previsão três passos à frente utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para série de nível 1 das denúncias do Ligue 180 no período 2014-2024. . . . .	39
Figura 11 – Previsões para os estados que compõem a Região Norte: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024). . . . .	40
Figura 12 – Previsões para os estados que compõem a Região Nordeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024). . . . .	40
Figura 13 – Previsões para os estados que compõem a Região Centro-Oeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024). . . . .	41
Figura 14 – Previsões para os estados que compõem a Região Sudeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024). . . . .	41

Figura 15 – Previsões para os estados que compõem a Região Sul: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024).	42
Figura 16 – Previsões de três passos à frente, utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para séries de nível 0 das denúncias do Ligue 180, 2020-2024 .	44
Figura 17 – Previsões de três passos à frente, utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para séries de nível 1 das denúncias do Ligue 180, 2020-2024 .	45
Figura 18 – Previsões para os estados que compõem a Região Norte: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024). . . . .	45
Figura 19 – Previsões para os estados que compõem a Região Nordeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024). . . . .	46
Figura 20 – Previsões para os estados que compõem a Região Centro-Oeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024). . . . .	47
Figura 21 – Previsões para os estados que compõem a Região Sudeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024). . . . .	47
Figura 22 – Previsões para os estados que compõem a Região Sul: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024).	48

## Lista de tabelas

Tabela 1 – Desempenho das abordagens Middle-out, Top-down, Mín-trace e Bottom up usando o modelo ARIMA: previsão de denúncias por nível hierárquico para o período 2014-2024 . . . . .	37
Tabela 2 – Desempenho das abordagens Middle-out, Top-down, Mín-trace e Bottom up usando o modelo ARIMA: previsão de denúncias por nível hierárquico para o período 2020-2024 . . . . .	43

## Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b>	<b>14</b>
<b>2.1</b>	<b>Geral</b>	<b>14</b>
<b>2.2</b>	<b>Específicos</b>	<b>14</b>
<b>3</b>	<b>JUSTIFICATIVA</b>	<b>15</b>
<b>4</b>	<b>REVISÃO LITERÁRIA</b>	<b>16</b>
<b>4.1</b>	<b>Violência Contra a Mulher</b>	<b>16</b>
4.1.1	Contexto Histórico e Social da Violência Contra a Mulher no Brasil	16
4.1.2	Políticas Públicas e Iniciativas de Combate à Violência de Gênero	17
4.1.3	Estudos e Aplicações de Séries Temporais em Dados de Violência Contra a Mulher no Brasil	19
<b>4.2</b>	<b>Séries Temporais Hierárquicas</b>	<b>20</b>
<b>4.3</b>	<b>Séries Temporais Agrupadas</b>	<b>22</b>
<b>4.4</b>	<b>Métodos para gerar previsões</b>	<b>23</b>
4.4.1	Abordagem Bottom-up	23
4.4.2	Abordagem Top-down	23
4.4.3	Abordagem Middle-out	25
4.4.4	Abordagem de reconciliação ótima do Minimum Trace	25
<b>4.5</b>	<b>Modelo ARIMA</b>	<b>26</b>
<b>5</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>29</b>
<b>5.1</b>	<b>Descrição do Conjunto de Dados</b>	<b>29</b>
5.1.1	Estrutura Hierárquica das Séries Temporais	29
<b>5.2</b>	<b>Métricas de Desempenho</b>	<b>30</b>
5.2.1	MASE e RMSSE	30
<b>5.3</b>	<b>Ferramentas e Software</b>	<b>32</b>
<b>6</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>	<b>33</b>
<b>6.1</b>	<b>Análise Descritiva</b>	<b>33</b>
<b>6.2</b>	<b>Avaliação dos Modelos e Desempenho das Abordagens de Previsão</b>	<b>37</b>
<b>7</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>49</b>
<b>7.1</b>	<b>Trabalhos futuros</b>	<b>49</b>

<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>51</b>
<b>APÊNDICE A – CÓDIGO R UTILIZADO PARA ANÁLISE DE DADOS .</b>	<b>54</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O Art. 5º da Lei de Violência Doméstica e Familiar contra a Mulher descreve a violência doméstica e familiar como qualquer ato ou omissão fundamentado em gênero que resulte em morte, lesão, sofrimento físico, sexual, psicológico ou em danos morais e patrimoniais. Este conceito abrange diversas esferas de convivência, como a unidade doméstica, entendida como espaço de convívio permanente de pessoas com ou sem vínculo familiar, e também relações íntimas de afeto, independentemente da coabitação entre agressor e vítima. Em adição, o Art. 7º detalha as diferentes modalidades de violência, como a física, psicológica, sexual, patrimonial e moral, todas caracterizadas por condutas que comprometem negativamente a integridade física, emocional, psicológica e os direitos reprodutivos das vítimas (BRASIL, 2006).

A 10ª edição da Pesquisa Nacional de Violência contra a Mulher DataSenado, realizada por Senado (2023), revela que 30% das brasileiras já relataram ter sofrido violência doméstica ou familiar por parte de homens. Em 2023, o Brasil registrou 1.463 casos de feminicídio, resultando em uma taxa de 1,4 mortes por 100 mil mulheres, o que representa um aumento de 1,6% em comparação ao ano anterior, segundo o relatório do Fórum Brasileiro de Segurança Pública (BUENO et al., 2024). Nesse cenário, o Ligue 180, serviço nacional de atendimento às mulheres em situação de violência, desempenha um papel crucial. O serviço não só recebe denúncias e encaminha casos às autoridades competentes, como também oferece orientação às mulheres, fornecendo informações essenciais sobre direitos, legislação e redes de apoio especializado (GOV, 2020).

A previsão desempenha um papel crucial em uma ampla gama de contextos, ajudando a tomar decisões informadas e eficazes ao lidar com diferentes horizontes temporais, desde o planejamento de longo prazo até a execução de operações de curto prazo (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021). Quando aplicada à violência contra a mulher, a previsão também desempenha um papel crucial em orientar políticas públicas e estratégias de intervenção eficazes.

Diante da persistente e alarmante incidência de violência contra a mulher no Brasil, a eficácia das políticas públicas e das estratégias de intervenção pode ser significativamente aprimorada por meio de previsões mais precisas. O serviço Ligue 180, responsável por compilar dados de denúncias de violência em diferentes níveis geográficos e temporalidades, oferece uma rica base de dados que reflete a complexidade e a variabilidade desses incidentes. No entanto, as técnicas tradicionais de previsão podem não capturar adequadamente essa variabilidade devido à sua limitação em lidar com a estrutura hierárquica dos dados, considerando os níveis nacional, regional e estadual de denúncias.

Dada a magnitude e a complexidade dos dados sobre violência contra a mulher, é essencial adotar métodos avançados para uma análise mais eficaz. Athanasopoulos et al. (2017) destacam

que a metodologia de Hierarquias Temporais oferece uma abordagem inovadora para modelar e prever séries temporais, permitindo a reconciliação de previsões em diferentes níveis de agregação. Essa metodologia pode facilitar decisões consistentes em diversos horizontes de planejamento ao otimizar a combinação de previsões em diferentes frequências, capturando variadas informações e características das séries temporais, resultando em melhorias significativas na precisão das previsões e na redução de riscos associados à modelagem.

Gontijo et al. (2024) ressaltam a crescente importância dos modelos hierárquicos em séries temporais, dada a necessidade de previsões precisas em diversos setores. Eles apontam que, devido à complexidade dos sistemas reais e às limitações dos modelos tradicionais, é crucial adotar abordagens que integrem dados de diferentes níveis de agregação. Modelos hierárquicos oferecem uma solução eficaz para melhorar a precisão das previsões, abordando a estrutura complexa dos dados e preenchendo a lacuna deixada pela escassez de estudos específicos.

Como as técnicas de análise de séries temporais hierárquicas podem melhorar a precisão das previsões das denúncias de violência contra a mulher, levando em conta a estrutura hierárquica dos dados e as limitações dos métodos tradicionais, é um aspecto crucial que precisa ser explorado. A capacidade desses modelos para reconciliar previsões em múltiplos níveis hierárquicos é essencial para enfrentar a dinâmica multifacetada da violência contra a mulher e proporcionar uma visão mais detalhada e útil.

Neste contexto, o objetivo principal deste estudo é aplicar e avaliar a eficácia de métodos de previsão em séries temporais hierárquicas para analisar e antecipar padrões de incidência de violência contra a mulher no Brasil, utilizando dados obtidos através do serviço Ligue 180. Especificamente, pretende-se explorar a estrutura hierárquica dos dados, que inclui níveis nacional, regional e estadual, a fim de fornecer previsões precisas e informações relevantes acerca dos dados.

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 Geral

Analisar e prever tendências nas denúncias de violência contra a mulher no Brasil, utilizando técnicas de análise de séries temporais hierárquicas, avaliando a eficácia do modelo em diferentes níveis hierárquicos (nacional, regional e estadual).

### 2.2 Específicos

- Coletar e analisar dados detalhados de denúncias de violência contra a mulher e violência doméstica registrados pelo serviço Ligue 180 no período de 2014 a 1º trimestre de 2024.
- Implementar e ajustar modelos de Séries Temporais Hierárquicas, incluindo Top-Down ARIMA, Bottom-up ARIMA, Middle out ARIMA e Reconciliação ótima do Minimum Trace.
- Comparar o desempenho dos modelos implementados, utilizando métricas de acurácia como Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE) e Erro Quadrático Médio Escalonado (RMSSE).
- Identificar o método mais adequado para previsão das denúncias em todos os níveis da hierarquia.
- Realizar previsões utilizando a melhor abordagem para séries temporais hierárquicas considerando os níveis nacional, regional e estadual.

### 3 JUSTIFICATIVA

A escolha de utilizar a análise de séries temporais hierárquicas para prever denúncias de violência contra a mulher é justificada pela complexidade e pela estrutura multinível dos dados disponíveis. As denúncias são organizadas em diferentes níveis hierárquicos, como Brasil, Regiões e Estados, refletindo a organização administrativa e geográfica do país. A análise hierárquica permite que o modelo capture as interações e dependências entre esses níveis, resultando em previsões mais detalhadas e precisas.

Além disso, a metodologia hierárquica é especialmente vantajosa por lidar diretamente com as variações entre diferentes níveis de agregação, o que é crucial para a previsão de denúncias que podem variar consideravelmente entre estados e regiões. Modelos hierárquicos facilitam a identificação de padrões e tendências tanto em níveis locais quanto nacionais, oferecendo uma visão mais abrangente do fenômeno em estudo.

Finalmente, a escolha deste método é fundamentada na necessidade de superar limitações encontradas na literatura existente sobre previsões de denúncias de violência, que muitas vezes não consideram a estrutura hierárquica dos dados. Utilizar metodologias que incorporam essa estrutura é essencial para melhorar a precisão das previsões em contextos onde as variáveis interagem em múltiplos níveis. A aplicação de séries temporais hierárquicas permitirá que este estudo forneça previsões mais precisas e detalhadas, que podem contribuir para o aprimoramento das estratégias e políticas de combate à violência contra a mulher.

## 4 REVISÃO LITERÁRIA

### 4.1 Violência Contra a Mulher

A violência contra as mulheres é um fenômeno histórico que está intrinsecamente enraizado em sistemas sociohistóricos que perpetuam uma posição hierarquicamente inferior das mulheres. Esse contexto criou uma dinâmica de relações assimétricas entre os gêneros, refletindo um campo de força desigual em nossa sociedade (SILVA, 2010).

Engel (2020) destaca que a violência contra a mulher é uma questão crítica, profundamente enraizada nas desigualdades de gênero. Essa violência, que pode ocorrer em contextos familiares ou comunitários e ser tolerada pelo Estado, é considerada um dos principais obstáculos à garantia dos direitos humanos e das liberdades fundamentais de mulheres e meninas. Além disso, essa realidade impacta mulheres em todas as fases da vida, comprometendo seu desenvolvimento e dignidade, o que ressalta a urgência de ações eficazes para enfrentar essa problemática em nível global.

De acordo com Lima et al. (2016), no Brasil, a violência deixou de ser considerada uma realidade normal nas relações familiares e passou a ser tratada com seriedade, especialmente com a criação de políticas e leis para sua prevenção. As conferências desempenharam um papel crucial ao promover diálogos abertos, ajudando a desenvolver políticas que atendiam às necessidades das mulheres vítimas de violência. Essa mudança de perspectiva foi vital para abordar a violência de gênero como uma questão de direitos humanos no contexto brasileiro.

#### 4.1.1 Contexto Histórico e Social da Violência Contra a Mulher no Brasil

Duarte (2003) destaca episódios históricos da evolução do movimento feminista no Brasil em quatro ondas. A primeira onda, no século XIX, foi marcada pelo início da luta das mulheres por direitos básicos, como educação e participação social, enfrentando preconceitos e buscando romper com a rigidez cultural. A segunda onda, a partir de 1870, destacou-se pela proliferação de publicações feministas que promoviam a educação e o direito ao voto. A terceira onda, entre 1930 e 1970, focou na conquista do voto feminino em 1932 e na luta por direitos políticos e sociais, evidenciando desigualdades persistentes, especialmente para mulheres negras e pobres. Por fim, a quarta onda, surgida na década de 1970, abordou questões mais amplas, como sexualidade e direitos reprodutivos, refletindo uma busca por autonomia e igualdade.

Segundo Villela e Lago (2007), o fortalecimento do movimento feminista nos anos 60 trouxe à esfera pública assuntos que antes eram considerados privados, como a sexualidade e a exploração dos corpos femininos. Esse movimento exigiu que o Estado, através de suas políticas, atendesse às demandas das mulheres, destacando a violência como uma das questões mais urgentes a ser abordada.

Esses eventos históricos sublinham como, apesar das mudanças legislativas significativas, a igualdade de gênero e a proteção integral das mulheres ainda estavam longe de ser alcançadas, perpetuando a exclusão e a vulnerabilidade das mulheres na sociedade brasileira.

#### 4.1.2 Políticas Públicas e Iniciativas de Combate à Violência de Gênero

O contexto político que levou à criação das primeiras delegacias especializadas no atendimento a mulheres no Brasil, entre meados da década de 1970 e a década de 1980, foi marcado pela confluência de dois fatores cruciais. Primeiramente, a expansão dos movimentos feministas, que se intensificaram com a chamada "segunda onda" no início dos anos 1970, mostrando a necessidade de enfrentar a violência contra as mulheres de forma mais estruturada. Em segundo lugar, a transição política da primeira metade dos anos 1980, que marcou o fim do regime militar e o início da redemocratização, possibilitando a criação de novas instituições e leis que buscavam garantir um Estado de Direito democrático. Esse cenário foi fundamental para o reconhecimento dos direitos de cidadania plena para todos os brasileiros, refletindo a urgência de se estabelecer mecanismos que protegessem as mulheres e promovessem sua segurança e dignidade na sociedade (PASINATO; SANTOS, 2008).

Em 1975, a 1ª Conferência Mundial sobre a Mulher, realizada na Cidade do México, foi um evento crucial na discussão global sobre desigualdade de gênero e violência contra a mulher (ONU, 1975). Promovida pela Organização das Nações Unidas (ONU), a conferência reuniu representantes de diversos países para abordar questões relacionadas aos direitos das mulheres e à igualdade de gênero. O encontro destacou a necessidade urgente de políticas específicas para combater a violência de gênero e promover a igualdade em áreas como educação, trabalho e saúde. Entre as principais recomendações estavam a criação de políticas públicas voltadas para a proteção das mulheres e a implementação de medidas contra a discriminação e a violência. A Conferência de 1975 foi fundamental para o avanço da agenda feminista global e estabeleceu as bases para compromissos internacionais subsequentes.

Na culminância da Década da Mulher proclamada pela ONU, em 1985, foram estabelecidas importantes iniciativas para a proteção dos direitos das mulheres no Brasil. Nesse ano, foi inaugurada a primeira Delegacia de Defesa da Mulher em São Paulo e criado o Conselho Nacional dos Direitos da Mulher (CNDM) pela Lei 7.353/85 (GOV, 2010). Vinculado ao Ministério da Justiça, o CNDM atuava como um órgão consultivo e deliberativo da sociedade civil com a missão de promover políticas voltadas para garantir condições de igualdade para as mulheres. Entre suas funções, destacava-se o monitoramento das políticas públicas destinadas ao combate à violência de gênero, incluindo a criação e manutenção das Delegacias Especializadas de Atendimento à Mulher (DEAMs) e das Casas-Abrigo.

Criada em 25 de novembro de 2005, a Central de Atendimento à Mulher - Ligue 180 visa apoiar mulheres em situação de violência, oferecendo informações sobre direitos e orientações para o registro de denúncias. Atualmente, vinculada à Ouvidoria Nacional dos Direitos Humanos

do Ministério dos Direitos Humanos (MDH), a central é essencial para o combate à violência contra a mulher, tanto no Brasil quanto internacionalmente. Inicialmente voltado para orientar e empoderar as mulheres, o serviço evoluiu para um disque denúncia com atendimento 24 horas, incluindo casos de cárcere privado e tráfico de pessoas, e agora oferece suporte bilíngue em 16 países. Essa expansão tem sido crucial para fortalecer a rede de apoio e incentivar a denúncia anônima, ampliando a proteção e assistência às vítimas de violência (ABEN-ATHAR; QUINTÃO; XAVIER, 2017).

No século XXI, a Lei Maria da Penha (Lei nº 11.340/2006), sancionada em 7 de agosto de 2006, instituiu importantes medidas de proteção e combate à violência doméstica e familiar contra a mulher. A lei prevê a criação de varas especializadas e o desenvolvimento de políticas públicas voltadas para o apoio às vítimas. Em seu Art. 2º, a lei estabelece que

Toda mulher, independentemente de classe, raça, etnia, orientação sexual, renda, cultura, nível educacional, idade e religião, goza dos direitos fundamentais inerentes à pessoa humana, sendo-lhe asseguradas as oportunidades e facilidades para viver sem violência, preservar sua saúde física e mental e seu aperfeiçoamento moral, intelectual e social (BRASIL, 2006).

A criação da Lei Maria da Penha marca uma importante conquista dos movimentos feministas e da defesa dos direitos das mulheres que enfrentam violência doméstica e familiar motivada por gênero. Essa legislação promoveu a estruturação de serviços integrados destinados ao atendimento dessas mulheres em todo o território nacional (SANTOS, 2008).

Com a introdução da Lei Maria da Penha (Lei nº 11.340/06), o debate público sobre gênero e violência doméstica se intensificou, assim como o desenvolvimento de políticas nacionais voltadas para as mulheres. Em 2015, a promulgação da Lei do Feminicídio (Lei nº 13.104/15) representou um progresso significativo na legislação brasileira ao tratar especificamente da violência fatal contra mulheres em contextos de desigualdade de gênero (ALBUQUERQUE, 2024). O feminicídio é definido na legislação como um crime cometido contra a mulher em razão de sua condição de sexo feminino (BRASIL, 2015). De acordo com o § 2º-A da Lei, considera-se que um crime possui essa motivação quando está envolvido com violência doméstica e familiar ou quando manifesta menosprezo ou discriminação à condição de mulher.

Embora haja avanços em alguns aspectos, a realidade ainda é marcada por desafios persistentes. Conforme apontado por (ALBUQUERQUE, 2024),

Apesar de um cenário mais otimista, várias têm sido as ofensivas dos grupos conservadores, que seguem com pautas retrógradas, inclusive nas instâncias políticas de representação. As tensões entre projetos de sociedade permanecem, e os avanços relativos aos direitos das mulheres continuam se deparando com muitos desafios. (ALBUQUERQUE, 2024, p.16).

De acordo com Lima et al. (2016), a Lei Maria da Penha é um marco significativo por sua relevância social, pois destacou o problema da violência e incentivou as mulheres a denunciarem

abusos. Além disso, o Ligue 180 é destacado como um recurso crucial, proporcionando um espaço seguro para o relato de casos de violência e oferecendo informações e atendimento integrado da rede de apoio.

#### 4.1.3 Estudos e Aplicações de Séries Temporais em Dados de Violência Contra a Mulher no Brasil

[Garcia, Freitas e Höfelmann \(2013\)](#) avaliaram o impacto da Lei Maria da Penha na mortalidade de mulheres por agressões no Brasil de 2001 a 2011, utilizando uma análise de séries temporais com o modelo ARIMA, conforme o método de Box e Jenkins. A análise incluiu variáveis como idade, cor da pele, causa do óbito e porte do município. Para avaliar o efeito da Lei, foi criada uma variável binária, com 'zero' para 2001-2006 e 'um' para 2007-2011. A análise de intervenção, baseada no método de Box e Tiao, revelou que as taxas de mortalidade permaneciam estáveis (5,28 antes da Lei e 5,22 após a Lei,  $p=0,846$ ), indicando que a legislação não teve um impacto significativo na redução das mortes por agressões. O estudo destaca a necessidade de avaliar mais detalhadamente a eficácia das políticas públicas e considerar outras intervenções para a redução da violência.

Seguindo essa linha, [Leite et al. \(2017\)](#) aplicaram métodos de séries temporais para analisar a tendência da mortalidade feminina por agressão no Brasil entre 2002 e 2012. Utilizando dados secundários do Sistema de Informação sobre Mortalidade (SIM), o estudo focou em mulheres de 20 a 59 anos e empregou a regressão linear simples para examinar as taxas de mortalidade ajustadas por faixa etária e corrigidas para óbitos mal definidos. A análise revelou uma tendência geral estável na taxa de mortalidade, com variações significativas entre regiões: aumento nas regiões Norte, Nordeste e Sul, e diminuição no Sudeste. As taxas foram estratificadas também por Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) e Índice de Gini, mostrando que estados com maior desigualdade social apresentaram aumento na mortalidade, enquanto aqueles com maior IDH mostraram tendência de declínio. Esses resultados destacam a necessidade de políticas sociais específicas para diferentes regiões e estados para enfrentar a violência contra a mulher.

O estudo de [Aragão et al. \(2020\)](#) revelou variações significativas nas taxas de mortalidade feminina por agressão no Brasil entre 2002 e 2012, com aumentos nas regiões Norte, Nordeste e Sul, e uma diminuição no Sudeste. Esse trabalho amplia essa análise ao investigar a tendência temporal da mortalidade feminina por agressão de 2000 a 2017. Utilizando um estudo de série temporal, foram extraídos dados do Sistema de Informação sobre Mortalidade (SIM) e informações populacionais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). A metodologia empregada incluiu a análise de tendências temporais por meio do modelo de regressão linear de Prais-Winsten, que permitiu calcular a variação percentual anual (APC) das taxas de mortalidade, revelando um aumento geral de 1,09% ao ano. Além disso, foram aplicadas técnicas de correção de dados e ajuste para óbitos mal definidos, e a análise estratificada abordou variáveis como idade, raça/cor da pele, anos de estudo e local de ocorrência dos óbitos. Os resultados destacaram um aumento

nas agressões por queimaduras, objetos cortantes e enforcamento, com maior mortalidade entre mulheres de 20 a 39 anos, predominantemente pardas e com menor nível educacional, e com maior frequência de óbitos registrados em vias públicas e domicídios.

Adicionalmente, uma análise sobre a violência contra a mulher na Paraíba, com foco no Vale de Mamanguape e na cidade de Rio Tinto entre 2009 e 2019, utilizou metodologias de previsão de séries temporais para analisar dados de hospitalizações e óbitos. [Barros e Nascimento \(2021\)](#) destacou o modelo ARMA(3,3) como a abordagem mais eficaz para prever as hospitalizações na região, oferecendo uma compreensão aprofundada das dinâmicas da violência de gênero local. Apesar do aumento geral no feminicídio no estado, as variações nas hospitalizações e óbitos em Mamanguape e Rio Tinto foram relativamente pequenas. As cidades mais afetadas foram identificadas como Mamanguape e Rio Tinto, com fraturas e traumatismos graves sendo as principais causas desses eventos.

[Santos \(2022\)](#) demonstrou como a análise de séries temporais, com o uso de modelos de joinpoint, é fundamental para detectar mudanças nas tendências e planejar estratégias de combate à violência. O estudo realizado em Pernambuco analisou a violência contra a mulher antes e durante a pandemia de COVID-19, utilizando metodologias de séries temporais para examinar tendências em homicídios femininos e violência doméstica. A aplicação dos modelos de joinpoint para identificar pontos de mudança nas séries temporais de homicídios entre 2015 e 2020 revelou uma tendência crescente nas taxas de homicídios na mesorregião do Sertão e na faixa etária de 20-39 anos em 2020. A análise também destacou uma redução de 7,4% nos registros de violência doméstica durante os primeiros meses da pandemia em comparação com o mesmo período de 2019. No entanto, a pandemia trouxe um aumento significativo na taxa de homicídios femininos após o início do isolamento social. A utilização de séries temporais permitiu identificar áreas e períodos críticos que exigem intervenção e reforço nas políticas públicas para proteção das mulheres.

Os estudos revisados mostram como diferentes abordagens, incluindo o modelo ARIMA e os modelos de joinpoint, têm sido empregados para avaliar o impacto de políticas públicas e identificar tendências temporais na violência de gênero. A análise revela uma variação nas taxas de mortalidade e hospitalização que, embora frequentemente estáveis em nível nacional, exibem significativas diferenças regionais. As metodologias utilizadas, como a regressão linear e os modelos ARMA, são fundamentais para compreender e prever a dinâmica da violência, permitindo uma avaliação crítica das políticas e o planejamento de intervenções mais eficazes.

## 4.2 Séries Temporais Hierárquicas

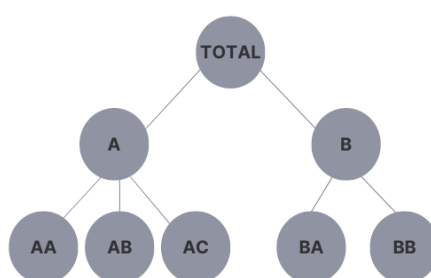
As séries temporais hierárquicas (HF - Hierarchical Forecasting) são definidas como sistemas que permitem a previsão de demandas em diferentes níveis de agregação, utilizando processos de previsão bottom-up e top-down ([FLIEDNER, 1999](#)). Esses sistemas são projetados para atender a diversas necessidades de informação, proporcionando previsões mais precisas

para famílias de itens em comparação com previsões para itens individuais. A formação de famílias de itens deve ser feita de maneira a garantir um alto grau de homogeneidade e correlação positiva entre os membros, preservando padrões de demanda importantes ao longo do processo de agregação. Ao longo das Seções 4.2, 4.3 e 4.4, a notação aplicada é derivada da notação geral para séries temporais hierárquicas apresentada por [Hyndman e Athanasopoulos \(2021, Capítulo 11\)](#).

A estrutura hierárquica de séries temporais consiste em um nível superior, o 'Total', que agrega todos os dados, e níveis inferiores que desagregam esses dados em componentes menores. Na Figura 1, o nível superior é dividido em dois subníveis (A e B), que, por sua vez, se subdividem em cinco séries no nível mais baixo. O subnível A se divide em três séries (AA, AB, AC), enquanto o subnível B é dividido em duas (BA, BB). Cada série em níveis inferiores soma-se à série correspondente no nível acima, mantendo a consistência hierárquica ao longo do tempo.

A hierarquia apresentada na Figura 1 contém um total de 8 séries, com 5 delas localizadas no nível inferior. Em todas as hierarquias, o número total de séries ( $n$ ) é sempre maior que o número de séries no nível inferior ( $m$ ). Além disso, para qualquer ponto no tempo ( $t$ ), as observações feitas no nível mais baixo somam-se às das séries nos níveis superiores, garantindo a consistência dos dados ao longo da estrutura hierárquica.

Figura 1 – Diagrama hierárquico de dois níveis: o nível superior, 'Total', é dividido em dois subníveis: A, com três séries (AA, AB, AC), e B, com duas séries (BA, BB).



Fonte: ([HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021](#))

Essa relação é demonstrada pelas equações:

$$y_t = y_{AA,t} + y_{AB,t} + y_{AC,t} + y_{BA,t} + y_{BB,t},$$

$$y_{A,t} = y_{AA,t} + y_{AB,t} + y_{AC,t} \quad \text{e} \quad y_{B,t} = y_{BA,t} + y_{BB,t},$$

$$y_t = y_{A,t} + y_{B,t}$$

### 4.3 Séries Temporais Agrupadas

Nas séries temporais agrupadas, a desagregação dos dados não segue uma hierarquia única. Como ilustrado na Figura 2, o nível mais agregado é o Total ( $y_t$ ), que pode ser desagregado em atributos, como  $A$  e  $B$ , ou  $X$  e  $Y$ . Em níveis mais detalhados, os dados podem ser subdivididos, como em  $y_{AX,t}$ ,  $y_{AY,t}$ ,  $y_{BX,t}$  e  $y_{BY,t}$ , de tal forma que

$$y_t = y_{AX,t} + y_{AY,t} + y_{BX,t} + y_{BY,t},$$

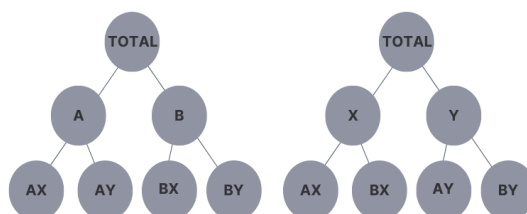
e no primeiro nível de agrupamento

$$y_{A,t} = y_{AX,t} + y_{AY,t} \quad \text{e} \quad y_{B,t} = y_{BX,t} + y_{BY,t},$$

como também,

$$y_{X,t} = y_{AX,t} + y_{BX,t} \quad \text{e} \quad y_{Y,t} = y_{AY,t} + y_{BY,t}.$$

Figura 2 – Diagramas de estruturas agrupadas alternativas de dois níveis: o primeiro diagrama tem o nível superior 'Total', que se divide em  $A$  (com  $AX$  e  $AY$ ) e  $B$  (com  $BX$  e  $BY$ ); o segundo diagrama também tem o nível 'Total', dividido em  $X$  (com  $AX$  e  $BX$ ) e  $Y$  (com  $AY$  e  $BY$ ).



Fonte: (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021)

## 4.4 Métodos para gerar previsões

### 4.4.1 Abordagem Bottom-up

Uma abordagem prática para obter previsões consistentes é a bottom-up. Nesse método, previsões são inicialmente geradas para cada série no nível mais baixo da hierarquia, e posteriormente, essas previsões são somadas para obter previsões para todas as séries na estrutura hierárquica.

Exemplificando com a Figura 1, primeiro são geradas previsões para cada uma das séries de nível inferior

$$\hat{y}_{AA,h}, \quad \hat{y}_{AB,h}, \quad \hat{y}_{AC,h}, \quad \hat{y}_{BA,h} \quad \text{e} \quad \hat{y}_{BB,h}.$$

Somando essas previsões, é possível obter previsões consistentes para  $h$  passos à frente para as demais séries,

$$\tilde{y}_h = \hat{y}_{AA,h} + \hat{y}_{AB,h} + \hat{y}_{AC,h} + \hat{y}_{BA,h} + \hat{y}_{BB,h},$$

$$\tilde{y}_{Ah} = \hat{y}_{AA,h} + \hat{y}_{AB,h} + \hat{y}_{AC,h},$$

$$\text{e} \quad \tilde{y}_{Bh} = \hat{y}_{BA,h} + \hat{y}_{BB,h}.$$

Uma vantagem da abordagem bottom-up em séries temporais hierárquicas é que as previsões são feitas no nível mais granular da estrutura, o que garante que nenhuma informação seja perdida devido à agregação subsequente. Isso ocorre porque a previsão começa com as séries temporais mais detalhadas e, em seguida, as previsões para essas séries são somadas para obter previsões para níveis mais altos da hierarquia. No entanto, um desafio dessa abordagem é que os dados no nível mais baixo podem ser altamente ruidosos e mais difíceis de modelar e prever com precisão, o que pode complicar o processo de previsão geral.

### 4.4.2 Abordagem Top-down

As abordagens top-down começam gerando previsões para a série total  $y_t$  e depois desagregando essas previsões ao longo da hierarquia.

Exemplificando, para a hierarquia da Figura 1, usando proporções  $P_1, \dots, P_5$ , segue que

$$\tilde{y}_{AA,t} = P_1 \hat{y}_t, \quad \tilde{y}_{AB,t} = P_2 \hat{y}_t, \quad \text{e} \quad \tilde{y}_{AC,t} = P_3 \hat{y}_t, \quad \tilde{y}_{BA,t} = P_4 \hat{y}_t \quad \text{e} \quad \tilde{y}_{BB,t} = P_5 \hat{y}_t.$$

Uma vez que as previsões de nível inferior para o horizonte  $h$  foram geradas, essas previsões são agregadas para gerar previsões coerentes para o restante da série. Existem três métodos para determinar as proporções utilizadas no método top-down.

**Proporções Históricas Médias (Average Proportions):** Esse método calcula a proporção de cada série de nível inferior (ou série filha) em relação a série agregada (ou série mãe) com base nas proporções médias observadas historicamente. Ele assume que a relação entre os níveis superiores e inferiores da hierarquia é estável ao longo do tempo. A fórmula usada é dada por

$$p_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{y_{j,t}}{y_t}$$

em que

- $p_j$  é a proporção usada para desagregar a previsão total para a série  $j$ .
- $y_{j,t}$  é o valor histórico da série filha  $j$  no período  $t$ .
- $y_t$  é o valor histórico da série agregada no período  $t$ .
- $T$  é o número de períodos observados.

Essa abordagem distribui a previsão agregada para os níveis inferiores com base na média histórica de quanto cada série filha contribuiu para a série total no passado.

**Proporções das Médias Históricas (Proportion Averages):** Esse método, similar ao anterior, também utiliza proporções históricas, mas, em vez de usar as proporções médias para cada período, ele calcula as médias históricas para a série total e as séries de nível inferior separadamente e, em seguida, usa essas médias para calcular a proporção. A fórmula é dada por

$$p_j = \frac{\sum_{t=1}^T \frac{y_{j,t}}{T}}{\sum_{t=1}^T \frac{y_t}{T}}$$

em que

- $\sum_{t=1}^T \frac{y_{j,t}}{T}$  é a soma dos valores históricos da série filha  $j$  ao longo de  $T$  períodos.
- $\sum_{t=1}^T \frac{y_t}{T}$  é a soma dos valores históricos da série agregada ao longo de  $T$  períodos.

Nesse método, as proporções são baseadas nas médias históricas gerais, o que suaviza possíveis flutuações em proporções individuais ao longo do tempo.

**Proporções de Previsão (Forecast Proportions):** Em vez de usar proporções históricas fixas, o método de proporções de previsão utiliza as previsões iniciais de todas as séries da hierarquia. Primeiramente, previsões são feitas para todos os níveis da hierarquia, mas essas previsões iniciais não são coerentes (isto é, as previsões para os níveis superiores não somam exatamente as previsões para os níveis inferiores). A partir dessas previsões iniciais, as proporções

de previsão são calculadas para determinar como a previsão do total agregado deve ser distribuída para os níveis inferiores, gerando previsões coerentes para toda a hierarquia.

Considerando que a hierarquia tem  $K$  níveis. A fórmula geral para calcular as proporções de previsão é expressa por

$$p_j = \prod_{l=0}^{K-1} \frac{\hat{y}_{j,h}^{(l)}}{\hat{S}_{j,h}^{(l+1)}}$$

em que

- $p_j$  é a proporção de previsão para a série  $j$  no nível inferior.
- $\hat{y}_{j,h}$  é a previsão inicial  $h$ -passos à frente da série no nível  $l$ , que está  $l$  níveis acima do nó  $j$ .
- $\hat{S}_{j,h}$  é a soma das previsões  $h$ -passos à frente para todos os nós diretamente conectados acima do nó  $j$ .

Essa abordagem usa as previsões dos níveis superiores e inferiores para calcular as proporções, de forma que as previsões são coerentes ao longo da hierarquia.

#### 4.4.3 Abordagem Middle-out

A abordagem Middle-out combina as estratégias bottom-up e top-down e é aplicável a estruturas hierárquicas de agregação bem definidas. Nessa abordagem, primeiro se escolhe um nível intermediário e geram-se previsões para todas as séries nesse nível. Para as séries acima do nível intermediário, previsões consistentes são calculadas usando a abordagem "bottom-up", agregando as previsões do nível intermediário para cima. Para as séries abaixo do nível intermediário, utiliza-se a abordagem "top-down", desagregando as previsões do nível intermediário para baixo.

Segundo [Hyndman e Athanasopoulos \(2014\)](#), a abordagem middle-out, assim como as técnicas bottom-up e top-down, apresenta certas limitações. Uma das principais dificuldades é que essas metodologias não utilizam todas as informações disponíveis nos diferentes níveis da hierarquia de forma eficiente, o que pode levar à introdução de vieses nas previsões, especialmente nos níveis inferiores, devido ao processo de desagregação utilizado.

#### 4.4.4 Abordagem de reconciliação ótima do Minimum Trace

O método MinT (Minimum Trace) é uma técnica de reconciliação ótima que minimiza o traço da matriz de covariância dos erros de previsão reconciliados, buscando a melhor combinação de previsões que reduz o erro global, considerando as correlações entre as séries temporais. Isso é feito através de uma projeção oblíqua que garante maior precisão nas previsões reconciliadas, especialmente quando as previsões base são enviesadas ([PANAGIOTELIS et al., 2021](#)).

O método busca uma matriz  $G$  que satisfaça  $SGS = S$ , onde  $S$  é uma matriz que relaciona as previsões em diferentes níveis da hierarquia. A variância dos erros das previsões coerentes  $h$ -passos à frente é dada por

$$V_h = \text{Var}(y_{T+h} - \tilde{y}_h) = SGW_hG'S'$$

onde  $W_h$  é a matriz de variância-covariância dos erros das previsões base. O objetivo é encontrar  $G$  que minimize o traço de  $V_h$ , o que resulta na solução

$$G = (S'W_h^{-1}S)^{-1}S'W_h^{-1}$$

Assim, as previsões reconciliadas são obtidas por

$$\tilde{y}_h = S(S'W_h^{-1}S)^{-1}S'W_h^{-1}\hat{y}_h$$

Essa abordagem garante previsões coerentes e minimiza os erros de previsão ao longo de todas as camadas da estrutura hierárquica.

#### 4.5 Modelo ARIMA

Ao longo da Seção 4.5, a notação aplicada é derivada da notação geral para Modelos ARIMA apresentada por (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021, Capítulo 9).

O modelo ARIMA é amplamente utilizado na análise de séries temporais, sendo uma extensão dos modelos autoregressivos (AR) e de médias móveis (MA), combinado com a ideia de diferenciação (I - Integrated) para tornar uma série estacionária. Este modelo é útil para prever valores futuros com base em valores passados e erros anteriores, especialmente quando os dados exibem padrões de tendência e sazonalidade.

Um modelo ARIMA é representado como **ARIMA(p, d, q)**, em que

- **p** é a ordem da parte autoregressiva (AR);
- **d** é o grau de diferenciação aplicada aos dados para torná-los estacionários;
- **q** é a ordem da parte de médias móveis (MA).

A formulação geral de um modelo ARIMA é expressa como

$$y'_t = c + \phi_1 y'_{t-1} + \dots + \phi_p y'_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

com

- $y'_t$  é a série temporal diferenciada;

- $c$  é a constante (se houver);
- $\phi_1, \dots, \phi_p$  são os coeficientes da parte autoregressiva;
- $\theta_1, \dots, \theta_q$  são os coeficientes da parte de médias móveis;
- $\varepsilon_t$  é o termo de erro (ruído branco).

Na parte autoregressiva (AR), o valor atual da série temporal é explicado como uma função linear de seus valores passados. Um modelo AR de ordem  $p$  é descrito pela equação

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

neste contexto,

- $y_t$  é o valor atual da série;
- $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots$  são os valores defasados da série;
- $\varepsilon_t$  é o termo de erro.

A parte de médias móveis (MA) considera os erros passados (ruído branco) na previsão do valor atual. Um modelo MA de ordem  $q$  é descrito pela equação

$$y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

neste caso,

- $\varepsilon_t$  é o erro atual;
- $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots$  são os erros passados;
- $\theta_1, \dots, \theta_q$  são os coeficientes de médias móveis.

A diferenciação (I) é usada para tornar uma série estacionária, eliminando tendências e padrões de sazonalidade de longo prazo. Se a série original não é estacionária, aplicamos uma diferenciação de ordem  $d$ , onde o valor de  $d$  representa o número de vezes que os dados foram diferenciados.

O processo de diferenciação transforma uma série  $y_t$  em uma série estacionária  $y'_t$  em que

$$y'_t = y_t - y_{t-1}$$

Se for necessário aplicar mais diferenciações,

$$y_t'' = y_t' - y_{t-1}'$$

Combinando os modelos autoregressivo e médias móveis em uma série diferenciada, tem-se o modelo ARIMA. A notação em termos de defasagens pode ser reescrita como

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d y_t = c + (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

onde  $B$  é o operador defasagem, tal que  $By_t = y_{t-1}$  e  $(1 - B)^d$  representa o processo de diferenciação de ordem  $d$ .

O modelo ARIMA sazonal, que é uma extensão do ARIMA tradicional para lidar com dados que apresentam sazonalidade. Enquanto o modelo ARIMA básico se concentra em componentes não sazonais, o modelo sazonal inclui termos adicionais para capturar padrões repetitivos que ocorrem em intervalos regulares.

O modelo ARIMA sazonal é representado por

$$\text{ARIMA}(p, q, d)(P, Q, D)_m$$

onde

- $(p, q, d)$  corresponde à parte não sazonal do modelo;
- $(P, Q, D)_m$  é a parte sazonal do modelo, onde  $P$ ,  $Q$  e  $D$  representam, respectivamente, as ordens da autoregressão, diferenciação e média móvel sazonais. O termo  $m$  corresponde ao período sazonal, que pode ser o número de observações por ano.

Os termos sazonais seguem uma notação similar à parte não sazonal, mas com a inclusão do período sazonal ( $B^m$ ). Esse modelo é escrito como

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^m)(1 - B)(1 - B^m) y_t = (1 + \theta_1 B)(1 + \Theta_1 B^m) \varepsilon_t$$

## 5 METODOLOGIA

### 5.1 Descrição do Conjunto de Dados

Este estudo é de natureza aplicada e quantitativa, concentrando-se na análise de dados históricos para prever padrões e tendências em denúncias de violência contra a mulher. Os dados foram extraídos de relatórios disponíveis em [GOV \(2024\)](#), abrangendo o período de 1º de janeiro de 2014 até o final do primeiro trimestre de 2024. Esses relatórios contêm informações sobre violência contra a mulher e violência doméstica e familiar registradas pelo serviço Ligue 180.

As variáveis analisadas incluem: Data de Cadastro (data em que a denúncia foi registrada), UF (Unidade Federativa onde a denúncia foi feita) e Município (localidade específica dentro da UF). O tratamento dos dados inclui a identificação e correção de dados faltantes por meio de exclusão e a transformação das variáveis temporais em formatos apropriados, como a agregação dos dados em mensais.

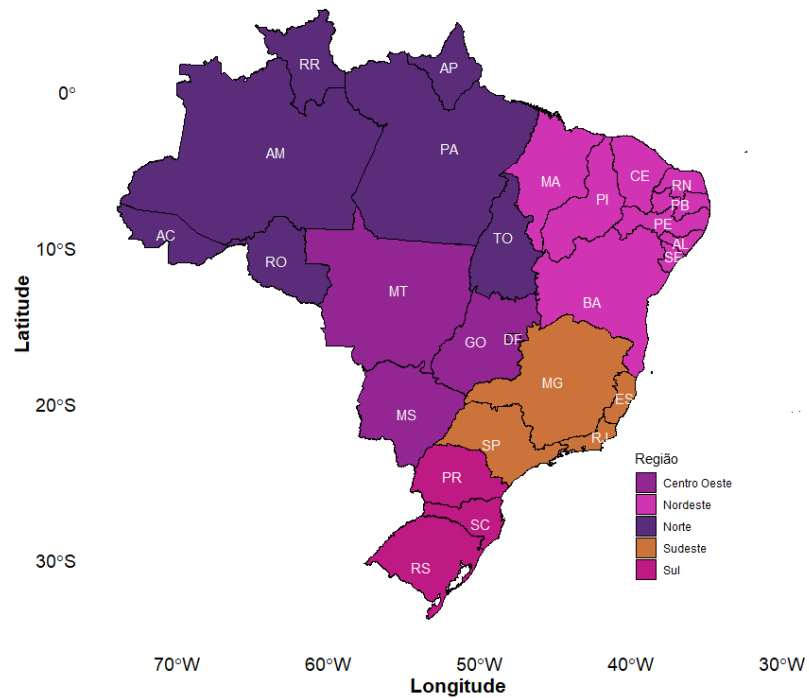
A variável UF (Unidade Federativa) refere-se aos estados brasileiros, totalizando 26 estados mais o Distrito Federal. Os estados incluem: Acre (AC), Alagoas (AL), Amapá (AP), Amazonas (AM), Bahia (BA), Ceará (CE), Distrito Federal (DF), Espírito Santo (ES), Goiás (GO), Maranhão (MA), Mato Grosso (MT), Mato Grosso do Sul (MS), Minas Gerais (MG), Pará (PA), Paraíba (PB), Paraná (PR), Pernambuco (PE), Piauí (PI), Rio de Janeiro (RJ), Rio Grande do Norte (RN), Rio Grande do Sul (RS), Rondônia (RO), Roraima (RR), Santa Catarina (SC), São Paulo (SP), Sergipe (SE) e Tocantins (TO). Os resultados dos municípios foram agrupados para a construção das séries temporais dos estados, permitindo uma análise mais abrangente que considera as particularidades de cada região e possibilita comparações entre os estados.

Além disso, foi criada uma variável que considera as regiões do país, agrupando os estados da seguinte forma: Região Norte - NO (Acre - AC, Amapá - AP, Amazonas - AM, Pará - PA, Rondônia - RO, Roraima - RR, Tocantins - TO), Região Nordeste - NE (Alagoas - AL, Bahia - BA, Ceará - CE, Maranhão - MA, Paraíba - PB, Pernambuco - PE, Piauí - PI, Rio Grande do Norte - RN, Sergipe - SE), Região Centro-Oeste - CO (Distrito Federal - DF, Goiás - GO, Mato Grosso - MT, Mato Grosso do Sul - MS), Região Sudeste - SD (Espírito Santo - ES, Minas Gerais - MG, Rio de Janeiro - RJ, São Paulo - SP) e Região Sul - SU (Paraná - PR, Rio Grande do Sul - RS, Santa Catarina - SC). A organização em estados e regiões pode ser observada na Figura 3.

#### 5.1.1 Estrutura Hierárquica das Séries Temporais

[Athanasopoulos, Ahmed e Hyndman \(2009\)](#) descrevem séries temporais hierárquicas como uma estrutura que organiza dados em diferentes níveis de agregação, onde o nível mais alto (nível 0) contém a série totalmente agregada, e os níveis subsequentes (nível 1, nível 2, etc.) apresentam séries progressivamente mais desagregadas.

Figura 3 – Distribuição Geográfica das Regiões e Estados Brasileiros



Fonte: Elaborado pela própria autora.

Essa abordagem é eficaz para capturar dinâmicas distintas que emergem em cada nível da hierarquia, facilitando a compreensão e a previsão dos fenômenos em estudo. Para este estudo, a estrutura hierárquica adotada é dada por: Nível 0 (Brasil), que representa a agregação nacional; Nível 1 (Regiões), que divide o Brasil em suas regiões geográficas; e Nível 2 (Estados), que detalha as unidades federativas específicas dentro de cada região.

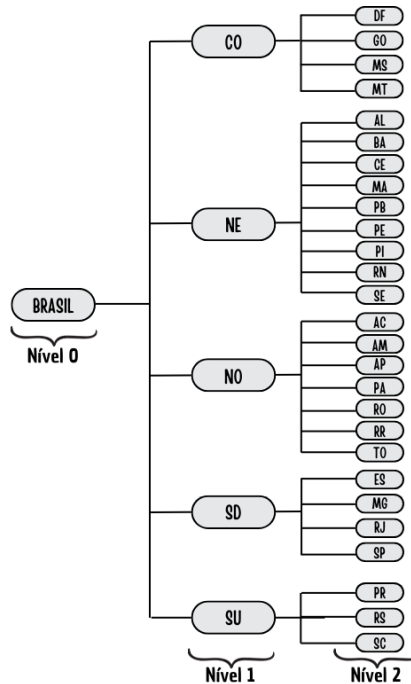
Essa estrutura permite analisar e prever as denúncias de violência contra a mulher em diferentes escalas, desde o nível nacional até o estadual. A importância dessa hierarquia reside na capacidade de capturar padrões que podem variar conforme a escala geográfica e temporal. A Figura 4 ilustra a estrutura hierárquica das séries temporais adotada neste estudo, destacando a relação entre os diferentes níveis de agregação (Brasil, Regiões e Estados).

## 5.2 Métricas de Desempenho

### 5.2.1 MASE e RMSSE

O MASE (*Mean Absolute Scaled Error* ou Erro Médio de Escala Absoluto), foi proposto por Hyndman e Koehler (2006) como uma métrica para avaliar a precisão de previsões em séries temporais. Ele é útil para comparar a precisão das previsões entre séries com diferentes unidades de medida, pois é independente da escala dos dados. O MASE compara o erro médio das previsões do modelo em análise com o erro médio de previsões simples de referência, como o uso de uma previsão baseada no valor anterior da série.

Figura 4 – Estrutura hierárquica das séries temporais com os diferentes níveis de agregação (Brasil, Regiões e Estados).



Fonte: Elaborado pela própria autora

Considere

$$q_t = \frac{e_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$$

onde  $e_t$  representa o erro da previsão no tempo  $t$ , e o denominador é o erro médio absoluto da previsão de um passo à frente (método de "passeio aleatório" ou "random walk") calculado com os dados da amostra. O MASE é definido como

$$MASE = \text{média}(|q_t|).$$

Assim, o MASE calcula a média dos valores absolutos dos erros escalonados. Valores de MASE menores que 1 indicam que o modelo testado oferece previsões mais precisas do que esse método simples de referência. Já valores maiores que 1 indicam que o modelo é menos preciso. Esse método é amplamente utilizado porque normaliza os erros, permitindo uma comparação justa entre diferentes modelos e séries temporais, independentemente das suas escalas.

O Erro Quadrático Médio Escalonado (RMSSE) é uma medida de precisão de previsões que avalia o desempenho de um modelo em comparação com um método de passeio aleatório. Ele é calculado como a raiz quadrada da média dos erros quadráticos escalonados, utilizando o erro absoluto médio do método passeio aleatório como denominador. Essa abordagem permite que o RMSSE seja escalonado, tornando-o útil para comparar a precisão de previsões em séries

temporais com diferentes escalas. No entanto, o RMSSE é mais sensível a outliers, o que pode influenciar sua interpretação, especialmente em conjuntos de dados que contêm valores extremos.

O erro quadrático médio escalonado é dado por

$$RMSSE = \sqrt{\text{média}(|q_t^2|)}$$

em que o termo  $q_t^2$  é definido como

$$q_t^2 = \frac{e_t^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n (Y_i - Y_{i-1})^2}.$$

### 5.3 Ferramentas e Software

Para a análise dos dados neste trabalho, foi utilizado o software [R Core Team \(2024\)](#), versão 4.2.2, conhecido por sua robustez em análises estatísticas e por ser um software gratuito e de código aberto, o que democratiza o acesso a ferramentas analíticas avançadas. Especificamente, empregou-se o pacote *fabletools*, que fornece ferramentas para a construção de pacotes de modelagem, com foco em previsões de séries temporais. Esse pacote permite que desenvolvedores estendam o *fable* com modelos adicionais, sem depender exclusivamente dos modelos já suportados. A utilização do *fabletools* é especialmente relevante para a geração de previsões hierárquicas relacionadas às denúncias de violência contra a mulher, utilizando dados do serviço Ligue 180. As funções contidas nesse pacote, como *bottom-up*, *top-down*, *middle-out* e *min-trace*, são fundamentais para as abordagens adotadas neste estudo ([O'HARA-WILD; HYNDMAN; WANG, 2024](#)).

O R possibilita uma análise detalhada das séries temporais, essencial para entender as tendências nas denúncias de violência, enquanto o *fabletools* se destaca por sua capacidade de modelar dados em diferentes níveis de agregação, permitindo uma análise mais abrangente e precisa. Além disso, sua integração com outras bibliotecas do ecossistema *tidyverse*, desenvolvido por [Wickham et al. \(2019\)](#), facilita o fluxo de trabalho, desde a manipulação de dados até a visualização dos resultados, tornando essa combinação uma estratégia eficaz para abordar as questões levantadas.

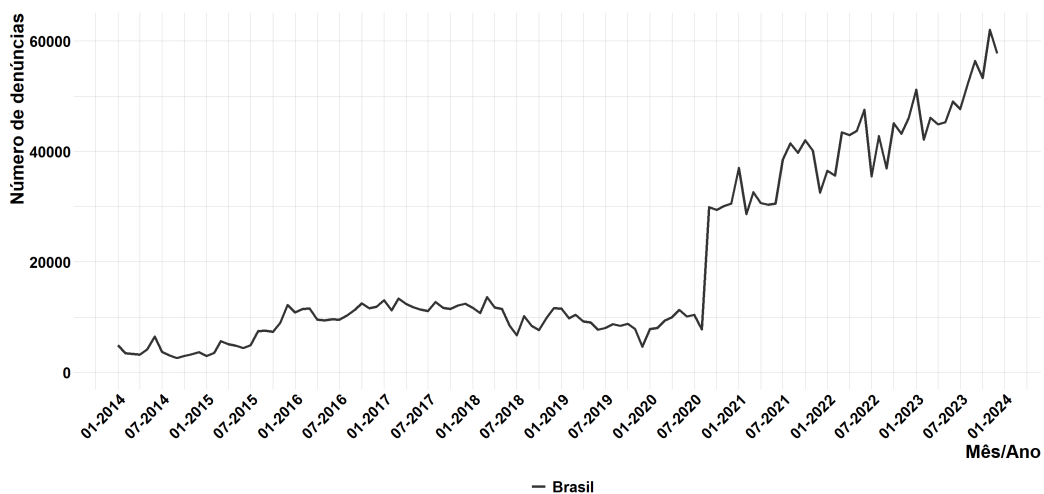
## 6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção será apresentada uma análise descritiva das denúncias de violência contra a mulher registradas pelo serviço Ligue 180 no Brasil, abrangendo o período de 2014 a 2024 e considerando o período de 2014 a 2023 como dados de treino dos modelos, e o primeiro trimestre de 2024 como dados de teste. A evolução mensal dessas denúncias será explorada por meio de gráficos, evidenciando o crescimento constante ao longo dos anos, além das variações sazonais e regionais. Fatores como o impacto da pandemia de COVID-19 e campanhas de conscientização também serão discutidos. A análise ainda destaca as diferenças regionais, com foco nos estados e meses que apresentaram maiores variações. Adicionalmente, será realizada uma avaliação detalhada das abordagens hierárquicas de previsão aplicadas aos dados do Ligue 180, considerando os níveis Brasil, regional e estadual.

### 6.1 Análise Descritiva

A Figura 5 mostra a evolução mensal do número de denúncias de violência contra a mulher registradas pelo serviço Ligue 180 no Brasil entre janeiro de 2014 e dezembro de 2023. Observa-se uma tendência clara de aumento no número de denúncias ao longo dos anos, com oscilações periódicas, mas mantendo uma trajetória geral de crescimento. Esse comportamento pode refletir tanto o aumento na conscientização sobre a violência contra a mulher quanto uma maior confiança no sistema de denúncia oferecido pelo Ligue 180.

Figura 5 – Evolução mensal das denúncias de violência contra a mulher pelo Ligue 180 no Brasil no período 2014 - 2023



Fonte: Elaborado pela própria autora

Entre 2014 e 2019, o número de denúncias manteve-se relativamente estável, com algumas

variações, mas sem grandes picos ou quedas expressivas. Esse período inicial pode representar uma fase de crescimento lento nas denúncias. Porém, a partir de 2020, o gráfico revela um salto expressivo nas denúncias, que coincide com o início da pandemia de COVID 19. Esse aumento abrupto pode estar relacionado ao contexto de isolamento social e às medidas de confinamento, que potencialmente exacerbaram situações de violência doméstica, além da dificuldade das vítimas de acessar apoio presencial, levando a um maior uso do serviço telefônico.

De acordo com [Souza e Farias \(2022\)](#), o isolamento social, imposto pela pandemia de covid-19, resultou em um aumento alarmante da violência doméstica, com dados indicando um crescimento significativo nas denúncias registradas pelo Ligue 180, especialmente nos meses iniciais de 2020, quando comparados ao mesmo período do ano anterior. Após o aumento ocorrido em 2020, o gráfico mostra uma tendência de alta contínua, com oscilações mensais, mas com picos que se mantêm acima dos períodos anteriores à pandemia. Esse comportamento sugere que, mesmo após o fim das medidas mais rígidas de isolamento, a conscientização sobre a violência contra a mulher e o uso do serviço Ligue 180 continuaram a crescer.

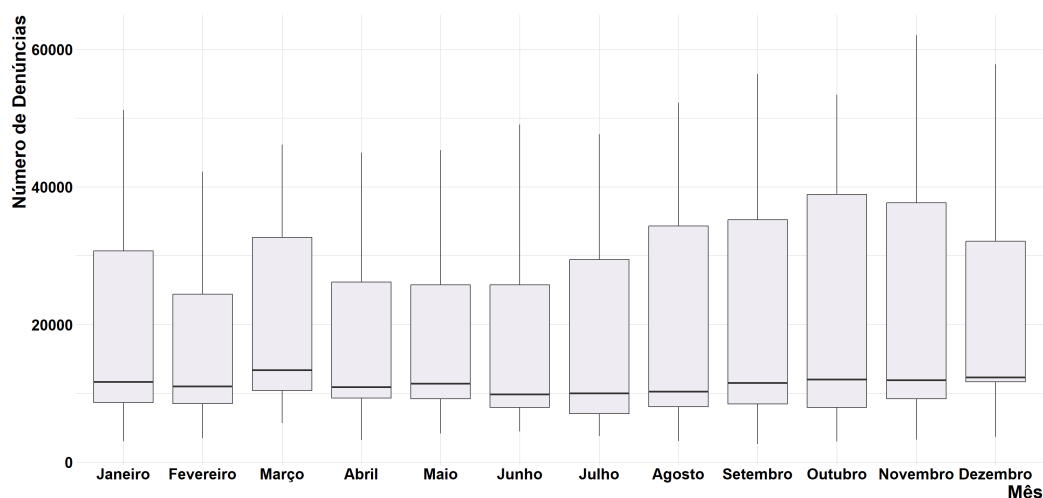
Conforme discutido por [Ferreira e Barbosa \(2022\)](#), os impactos prolongados da pandemia podem ter contribuído para a continuidade do aumento das denúncias de violência contra a mulher mesmo após o relaxamento das medidas de isolamento social. Fatores como o agravamento de transtornos mentais (ansiedade, depressão e estresse), o uso exacerbado de substâncias que intensificam comportamentos violentos, e a maior visibilidade do tema na mídia, com campanhas de conscientização e apoio às vítimas, criaram um ambiente onde mais mulheres se sentiram encorajadas a denunciar os abusos que vivenciavam. Esse cenário sugere que a pandemia pode ter intensificado a violência e impulsionado uma mudança cultural em relação ao enfrentamento e à denúncia desses casos.

A Figura 6 ilustra a distribuição mensal do número de denúncias de violência contra a mulher registradas pelo serviço Ligue 180 ao longo do período de 2014 a 2023. Janeiro, agosto, setembro, outubro e novembro se destacam por apresentar uma maior dispersão nos dados, indicando maior variabilidade nas denúncias.

Para todos os meses observa-se que as linhas da mediana estão mais próximas do primeiro quartil (Q1) e mais distantes do terceiro quartil (Q3), sugerindo valores com menor variação entre o primeiro quartil e a mediana, enfatizando o comportamento assimétrico para os meses de denúncias.

Os meses de outubro e novembro apresentam medianas mais elevadas, indicando um aumento mediano no número de denúncias. Outubro, em particular, mostra uma grande dispersão, e as linhas da mediana mais próximas do primeiro quartil podem sugerir que, embora o volume de denúncias seja maior, há uma concentração em valores medianos mais baixos. Esse comportamento pode estar relacionado a campanhas de conscientização ou eventos específicos sobre a violência contra a mulher, como o Dia Internacional para a Eliminação da Violência contra as Mulheres, celebrado em novembro.

Figura 6 – Distribuição mensal das denúncias de violência contra a mulher pelo Ligue 180 no Brasil, no período de 2014 - 2023



Fonte: Elaborado pela própria autora

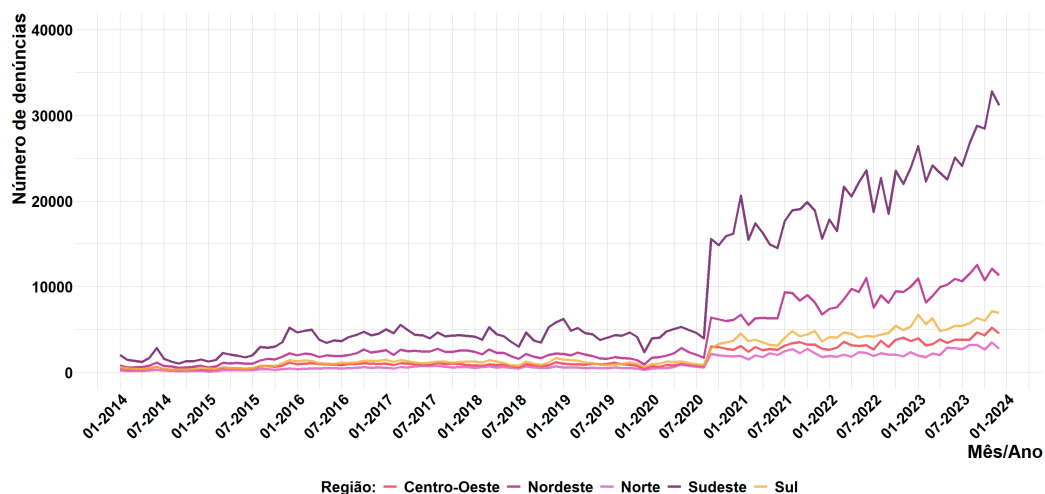
Além disso, nota-se uma tendência de aumento nas denúncias a partir de agosto, o que pode estar ligado a fatores sazonais ou sociais, como campanhas educativas, maior cobertura midiática, ou eventos que elevam a conscientização da população sobre o tema. Como destacado por [Deboni e Silva \(2018\)](#), as campanhas publicitárias têm um papel crucial na disseminação de informações sobre os direitos das mulheres e as medidas de proteção disponíveis na Lei Maria da Penha. Essas influências tendem a intensificar os registros de denúncias em determinados períodos do ano, refletindo mudanças na percepção e no comportamento da sociedade diante do problema.

O gráfico regional, apresentado na Figura 7, destaca variações importantes entre as regiões. Embora o Sudeste se sobressaia com o maior número de denúncias desde 2014 por concentrar parcela importante da população, as outras regiões, como Norte, Nordeste, Centro-Oeste e Sul, seguem a mesma tendência de crescimento ao longo dos anos.

O impacto da pandemia de COVID-19, observado no gráfico da Figura 5, também é evidente em todas as regiões, com um aumento acentuado de denúncias a partir de 2020. As diferenças regionais, especialmente a maior concentração de denúncias no Sudeste, sugerem não apenas disparidades populacionais, mas também possíveis variações no acesso e na confiança no serviço Ligue 180 em diferentes partes do país.

O mapa presente na Figura 8 apresenta a distribuição da frequência de denúncias de violência contra a mulher por Unidade Federativa no Brasil, considerando a proporção de denúncias por 10.000 denúncias entre 2014 e 2023. De maneira geral, observa-se uma concentração maior de denúncias nas regiões Sudeste e Sul, com destaque para São Paulo, Rio de Janeiro e Minas Gerais, que lideram em números absolutos. São Paulo, com uma frequência

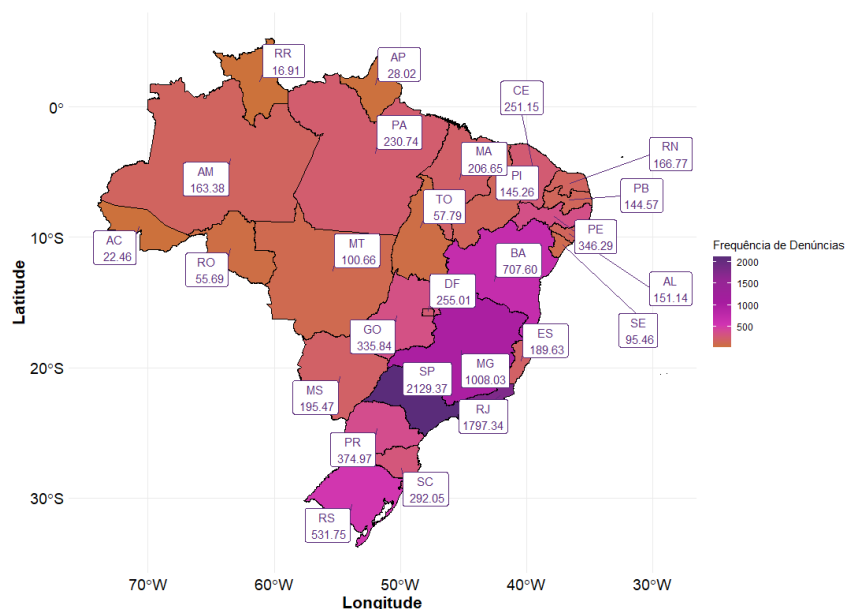
Figura 7 – Evolução mensal das denúncias de violência contra a mulher pelo Ligue 180 nas regiões do Brasil, para o período de 2014 - 2023



Fonte: Elaborado pela própria autora

de 2.154,17 denúncias por 10.000 habitantes, é o estado com maior concentração de registros, seguido pelo Rio de Janeiro (1.789,34) e Minas Gerais (1.010,76).

Figura 8 – Mapa de Denúncias por Unidade Federativa no período 2014-2023 (Por 10.000 Denúncias)



Fonte: Elaborado pela própria autora

Esses números corroboram a análise dos gráficos anteriores, em que o Sudeste se destaca como a região com maior volume de denúncias. Essa concentração pode ser explicada tanto pelo maior número populacional quanto pela maior visibilidade e acesso ao serviço Ligue 180, além de políticas públicas mais disseminadas. No entanto, outras regiões também apresentam números

relevantes, como o Distrito Federal (250,40), Bahia (704,40), e Pernambuco (346,78), sugerindo que a conscientização e o uso do serviço de denúncias também têm crescido em outras áreas do país.

Adicionalmente, as regiões Norte e Centro-Oeste, apesar de apresentarem números mais baixos em alguns estados, como Roraima (16,67) e Tocantins (56,72), ainda assim registram frequências consideráveis, especialmente no Amazonas (164,16) e Goiás (333,91). Esse cenário pode refletir uma crescente conscientização nacional sobre a violência doméstica, reforçando a tendência de alta nas denúncias observada ao longo dos anos.

## 6.2 Avaliação dos Modelos e Desempenho das Abordagens de Previsão

Para aplicar a metodologia de séries temporais hierárquicas, foram utilizados os dados históricos do serviço Ligue 180 de 2014 a 2023 como base de treino, e o primeiro trimestre de 2024 como dados de teste, permitindo prever denúncias com 3 passos à frente. As previsões foram geradas utilizando o modelo ARIMA como base, ajustado para cada nível da hierarquia. Os anos anteriores a 2021 foram omitidos nos gráficos de previsão para simplificar a visualização. A Tabela 1 apresenta os resultados das diferentes abordagens avaliadas em termos de dois indicadores de desempenho: MASE (Erro Médio Absoluto Escalonado) e RMSSE (Raiz do Erro Quadrático Médio Escalonado).

Tabela 1 – Desempenho das abordagens Middle-out, Top-down, Min-trace e Bottom up usando o modelo ARIMA: previsão de denúncias por nível hierárquico para o período 2014-2024

Modelo	Nível	Média MASE	Média RMSSE
middle-out	0 - Brasil (Total)	<b>0,413</b>	<b>0,324</b>
top-down	0 - Brasil (Total)	0,425	0,342
min-trace	0 - Brasil (Total)	0,439	0,341
bottom-up	0 - Brasil (Total)	0,451	0,348
middle-out	1 - Regional	<b>0,433</b>	<b>0,333</b>
top-down	1 - Regional	0,461	0,348
min-trace	1 - Regional	0,477	0,352
bottom-up	1 - Regional	0,494	0,362
middle-out	2 - Estados	<b>1,10</b>	<b>0,873</b>
top-down	2 - Estados	1,11	0,876
min-trace	2 - Estados	1,11	0,878
bottom-up	2 - Estados	1,12	0,880

Fonte: Elaborado pela própria autora

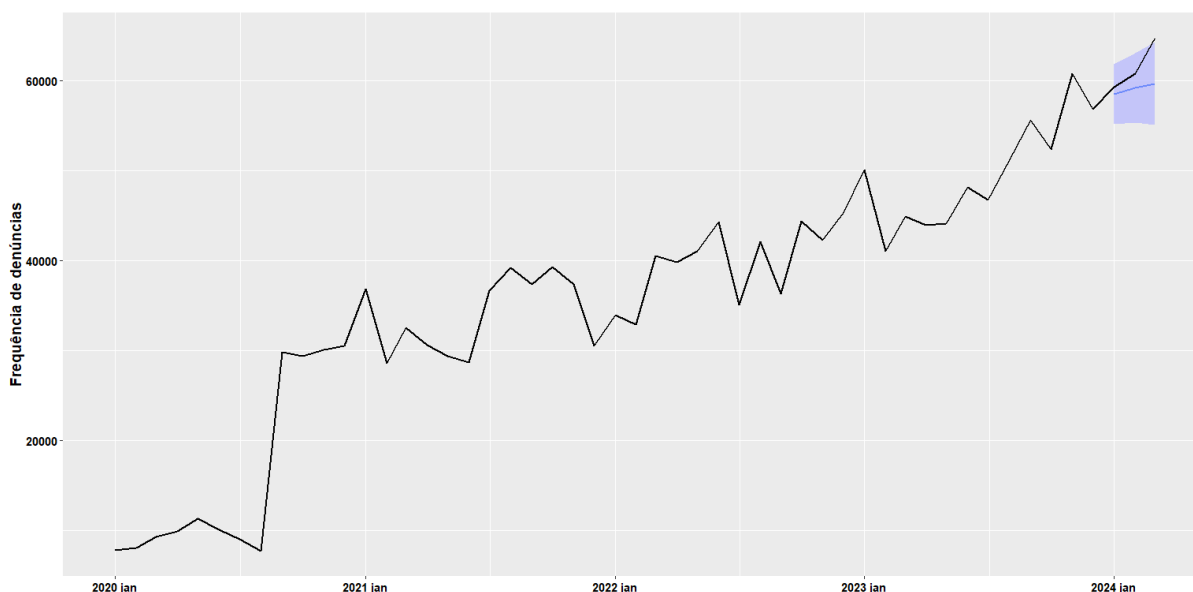
A abordagem "middle-out", aplicada ao nível Brasil (total), destacou-se como a mais precisa, apresentando os menores valores de MASE (0.413) e RMSSE (0.324), o que indica uma melhor performance em relação às demais abordagens. Essa abordagem também obteve bom desempenho no nível regional, com MASE de 0.433 e RMSSE de 0.333, superando as

abordagens top-down, min-trace e bottom-up. Em contrapartida, no nível dos estados, todas as abordagens apresentaram um aumento significativo nos erros, com a middle-out registrando MASE de 1.10 e RMSSE de 0.873 menor que as demais abordagens.

Com base nesses resultados, a abordagem middle-out mostrou-se a mais eficaz para as previsões tanto no nível Brasil quanto no regional. No entanto, no nível estadual, o aumento nos erros sugere maior complexidade para capturar as variações locais, evidenciando os desafios de granularidade na previsão de séries temporais hierárquicas.

Na Figura 9, a previsão de três passos à frente para o nível de agregação 0 (Brasil), gerada pelo modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, projeta um aumento contínuo nas denúncias de violência contra a mulher registradas pelo Ligue 180. A linha preta representa os valores observados, enquanto a linha azul mostra as previsões. A área sombreada ao redor da linha azul indica o intervalo de confiança de 90%, que reflete a incerteza nas previsões. Apesar dessa incerteza, as variações indicadas são relativamente pequenas, sugerindo que o modelo tem boa precisão ao prever a continuidade do crescimento.

Figura 9 – Previsão três passos à frente utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para série de nível 0 das denúncias do Ligue 180 no período 2014-2024.



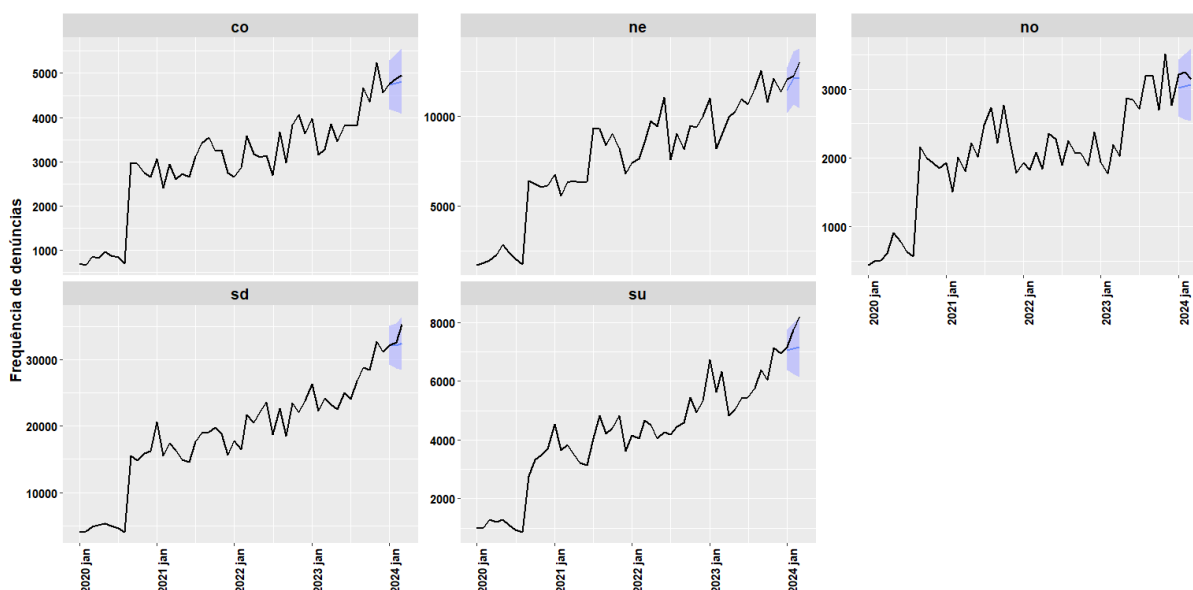
Fonte: Elaborado pela própria autora

Esse padrão de crescimento reflete a trajetória histórica da série, que já apresenta aumento desde 2020. Esse movimento pode ser explicado pela maior conscientização sobre a violência contra a mulher e/ou pela crescente confiança no serviço Ligue 180. O intervalo de confiança de 90% reforça a confiança nas previsões do modelo, mesmo considerando a incerteza inerente. A trajetória de alta se mantém consistente, o que demonstra a robustez do modelo na captura da tendência de crescimento das denúncias.

A Figura 10 apresenta a previsão de três passos à frente para as séries temporais de

nível 1, desagregadas por regiões brasileiras, utilizando o modelo ARIMA com a abordagem Middle-out. Observa-se uma clara tendência de crescimento nas séries de denúncias em todas as regiões analisadas, consistente com o padrão histórico observado. Esse comportamento sugere um aumento contínuo no número de denúncias de violência contra a mulher registradas pelo serviço Ligue 180.

Figura 10 – Previsão três passos à frente utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para série de nível 1 das denúncias do Ligue 180 no período 2014-2024.

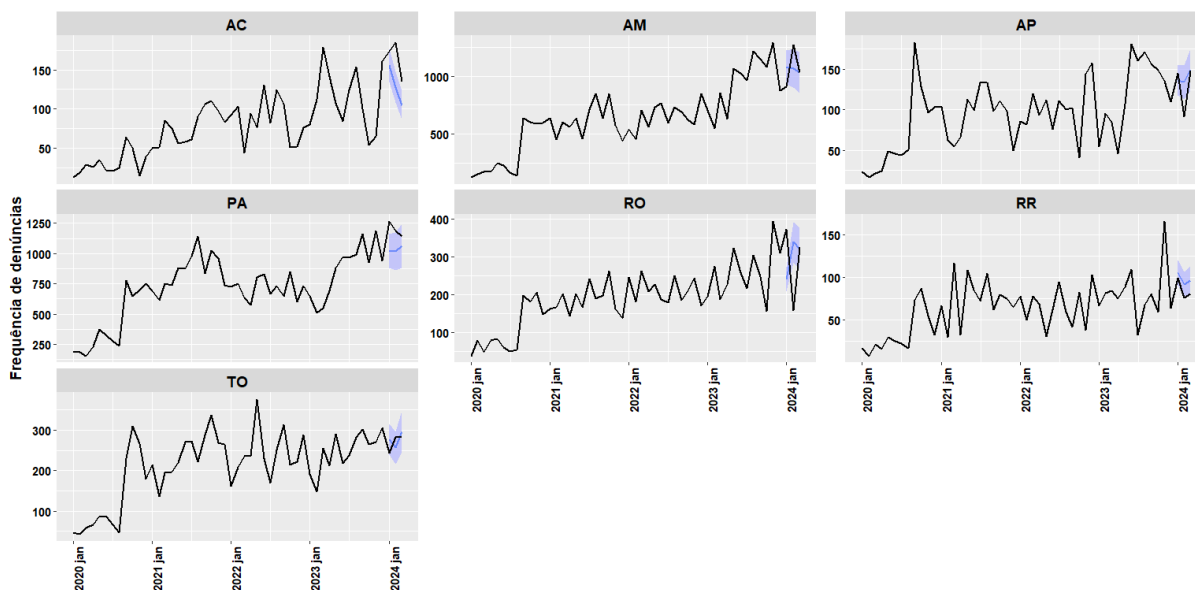


A análise por regiões revela que a Região Sudeste (sd) e a Região Nordeste (ne) apresentam os maiores volumes de denúncias, destacando-se pelo crescimento acentuado nos últimos períodos. A Região Centro-Oeste (co), embora apresente volumes menores em relação às demais, também demonstra uma trajetória de crescimento consistente. Já as Regiões Norte (no) e Sul (su), apesar de oscilações sazonais, mantêm a tendência geral de aumento nas denúncias, com previsões de continuidade desse crescimento nos próximos períodos. As projeções mostram a continuidade do crescimento no número de denúncias em todas as regiões, reforçando a validade do modelo para capturar as dinâmicas regionais e o padrão geral de aumento das denúncias de violência contra a mulher no Brasil.

As previsões de três passos à frente para as séries temporais de nível 2, desagregadas por estado e utilizando o modelo ARIMA com a abordagem Middle out, estão apresentadas nas Figura 11, Figura 12, Figura 13, Figura 14, e Figura 15. Cada figura detalha a tendência das denúncias de violência contra a mulher, divididas por regiões do Brasil. A análise revela uma tendência geral de crescimento nas denúncias de violência contra a mulher em vários estados brasileiros, alinhando-se ao padrão de aumento observado nas séries de nível 0 e nível 1.

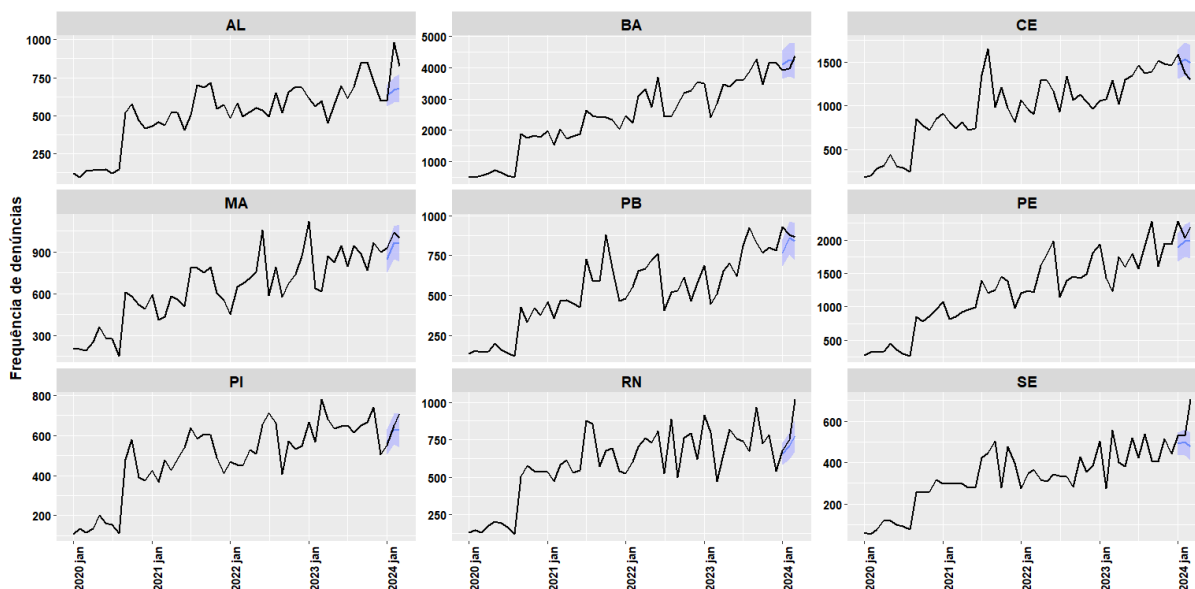
O modelo ARIMA com abordagem Middle-out apresentou bons resultados ao capturar as tendências de crescimento nas denúncias de violência contra a mulher em várias regiões do Brasil. Estados como São Paulo e Rio de Janeiro, na Região Sudeste (Figura 14), e Bahia

Figura 11 – Previsões para os estados que compõem a Região Norte: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

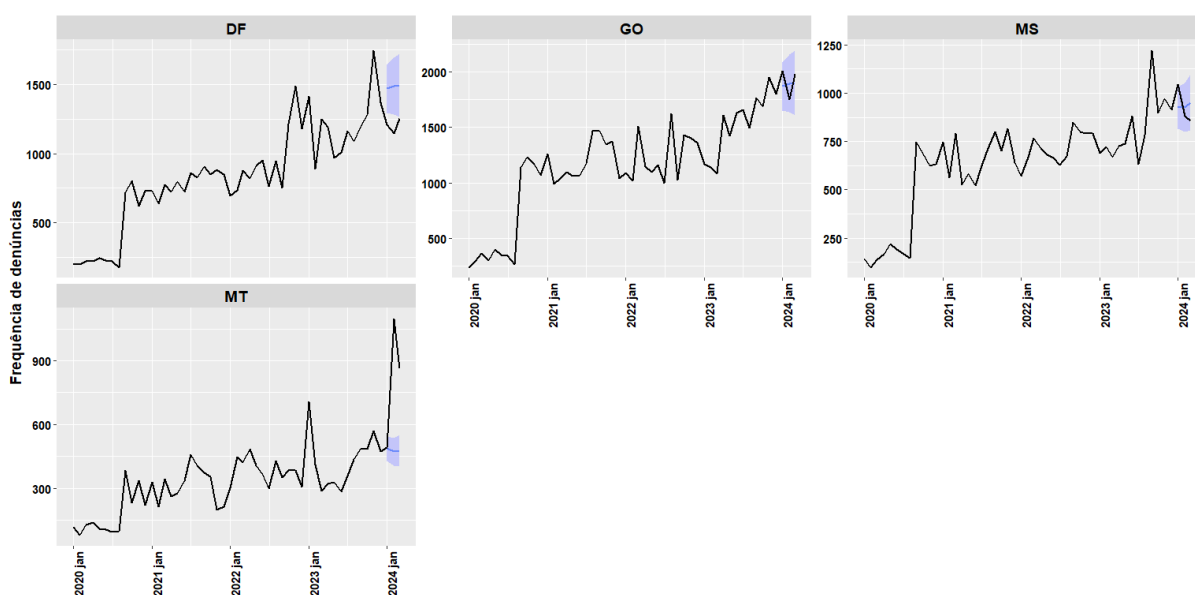
Figura 12 – Previsões para os estados que compõem a Região Nordeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

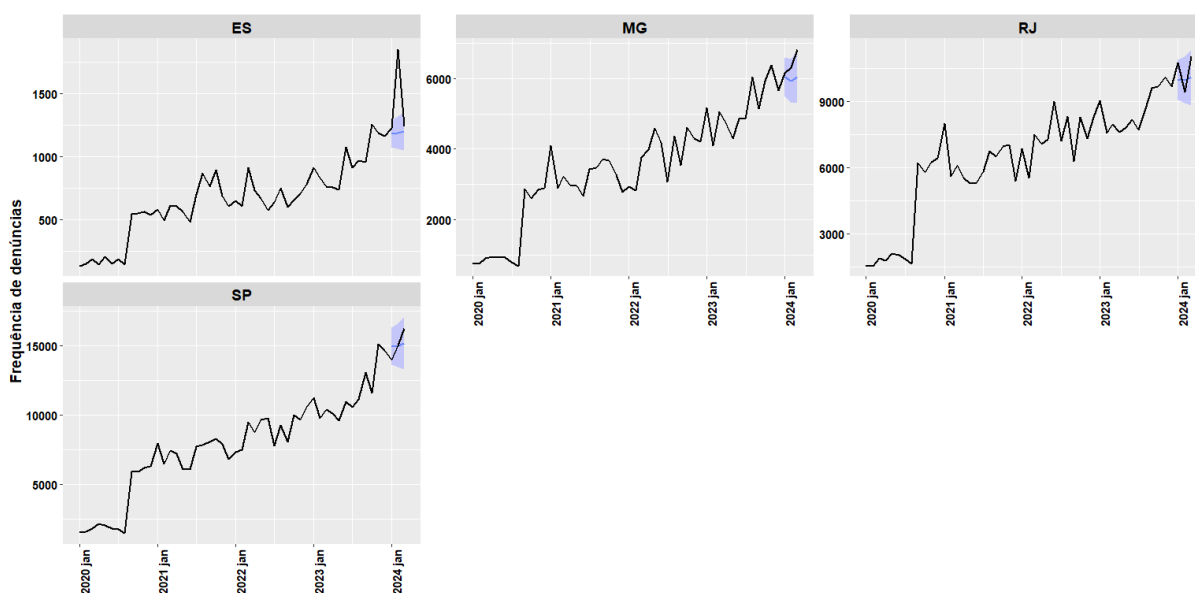
e Piauí, na Região Nordeste (Figura 12), que exibiram padrões de crescimento mais estáveis e consistentes, foram bem previstos, com o modelo acertando a continuidade da elevação nas denúncias nos próximos períodos. Da mesma forma, o Goiás e o estado de Santa Catarina, na Região Sul (Figura 15), também apresentaram previsões precisas, com o modelo identificando o aumento constante nas denúncias. Esses estados apresentaram séries temporais mais regulares,

Figura 13 – Previsões para os estados que compõem a Região Centro-Oeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

Figura 14 – Previsões para os estados que compõem a Região Sudeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024).

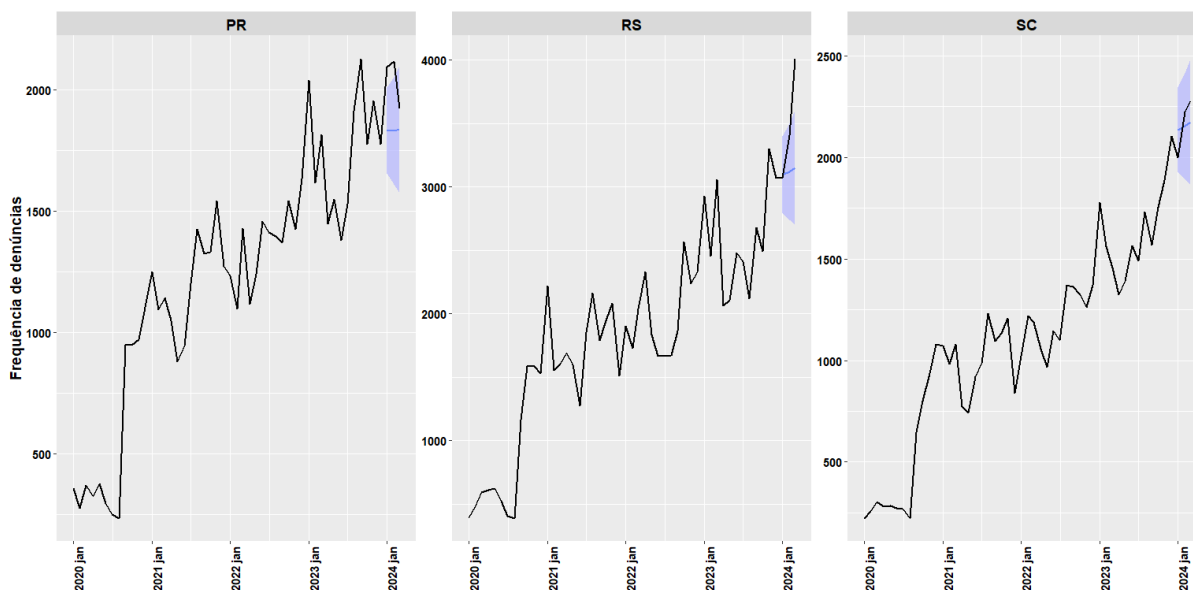


Fonte: Elaborado pela própria autora

permitindo ao modelo fazer projeções robustas e confiáveis.

Por outro lado, em alguns estados onde as séries temporais mostraram maior variação ou flutuações históricas, como Acre e Rondônia, na Região Norte (Figura 11), Espírito Santo, na Região Sudeste (Figura 14), e Paraná, na Região Sul (Figura 15), o modelo encontrou limitações.

Figura 15 – Previsões para os estados que compõem a Região Sul: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2014-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

Nessas regiões, as previsões foram acompanhadas por uma maior incerteza, especialmente onde houve oscilações bruscas ou mudanças repentinas nos dados. Na Região Centro-Oeste (Figura 13), o modelo capturou bem as tendências de crescimento gradual em estados como Goiás e Mato Grosso do Sul, mas não tão bem em Mato Grosso, onde as flutuações mais recentes dificultaram a precisão das projeções. Apesar dessas dificuldades, o modelo conseguiu fornecer uma visão geral útil das tendências, mas é necessário cautela ao interpretar as previsões em estados com maior volatilidade.

A presença de picos de crescimento e quedas abruptas em estados como Mato Grosso, Rondônia, Sergipe, Alagoas, Distrito Federal e Espírito Santo resulta em previsões que frequentemente ficam fora do intervalo de confiança. [Hyndman e Athanasopoulos \(2021\)](#) aponta que essa situação compromete a capacidade de capturar com precisão o comportamento dessas séries, resultando na incapacidade de identificar e aproveitar as particularidades individuais, como comportamentos ao longo do tempo, ocorrências específicas e padrões sazonais variados. Em contraste, estados como Santa Catarina, São Paulo e Bahia exibem previsões que refletem bem a série original, uma vez que mantêm uma tendência de crescimento ao longo dos anos, sem variações repentinas significativas.

Os dados indicam que estados como São Paulo, Minas Gerais e Rio de Janeiro continuam a registrar os maiores volumes de denúncias. As previsões para os próximos períodos indicam que o crescimento das denúncias deve continuar em praticamente todos os estados, o que reforça a necessidade de ações eficazes para enfrentar essa questão social crítica.

Diante da observação de um pico significativo no crescimento das denúncias de violência contra a mulher a partir de 2020, a análise das previsões foi restringida ao período de 2020 a 2023. Essa decisão foi motivada pela necessidade de entender melhor como esse aumento abrupto poderia influenciar o desempenho dos modelos de previsão supondo alguma mudança metodológica para o registro nas denúncias. Ao focar nessa janela temporal, buscou-se obter métricas mais precisas e representativas, considerando que essa mudança ocorreu por motivo não aleatório dos dados. A Tabela 2 apresenta as métricas de desempenho das diferentes abordagens aplicadas a esse período.

Na Tabela 2, as métricas de desempenho, MASE (Erro Médio Absoluto Escalonado) e RMSSE (Raiz do Erro Quadrático Médio Escalonado), apresentaram valores mais baixos em comparação com a análise da série completa. Isso indica que, ao focar no período de 2020 a 2024, os modelos conseguiram capturar melhor as dinâmicas das denúncias, resultando em previsões mais precisas. Notavelmente, para o nível 1 (regional), o modelo Min-Trace (Minimum Trace) destacou-se como o mais eficaz, superando as demais abordagens. Essa melhoria nas previsões sugere que a abordagem Min-Trace é mais adequada para lidar com as variações regionais específicas, refletindo uma maior capacidade de adaptação às particularidades dos dados.

Tabela 2 – Desempenho das abordagens Middle-out, Top-down, Min-trace e Bottom up usando o modelo ARIMA: previsão de denúncias por nível hierárquico para o período 2020-2024

Modelo	Nível	Média MASE	Média RMSSE
middle-out	0 - Brasil (Total)	<b>0,0949</b>	<b>0,100</b>
min-trace	0 - Brasil (Total)	0,103	0,125
bottom-up	0 - Brasil (Total)	0,113	0,135
top-down	0 - Brasil (Total)	0,124	0,130
min-trace	1 - Regional	<b>0,157</b>	<b>0,151</b>
middle-out	1 - Regional	0,160	0,155
top-down	1 - Regional	0,173	0,167
bottom-up	1 - Regional	0,178	0,168
middle-out	2 - Estados	<b>0,578</b>	<b>0,564</b>
min-trace	2 - Estados	<b>0,578</b>	0,565
top-down	2 - Estados	0,579	0,566
bottom-up	2 - Estados	0,580	0,567

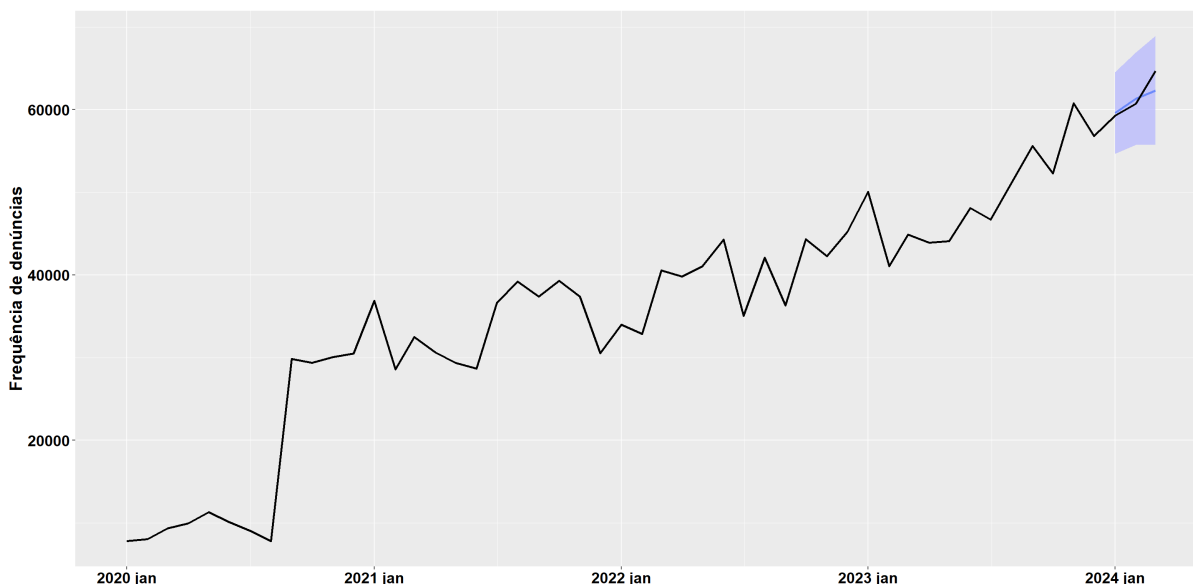
Fonte: Elaborado pela própria autora

As previsões regionais, utilizando a abordagem Min-Trace, apresentaram métricas inferiores em comparação à abordagem middle-out. No entanto, como esta última obteve melhores métricas médias para o período de 2020 a 2024, foi escolhida como base para a análise da previsão do modelo.

A previsão no nível nacional, apresentada na Figura 16, utilizando a abordagem Middle-out para o período de 2020 a 2024, mostrou-se bastante eficaz. O modelo capturou com precisão

a tendência de alta nas denúncias ao longo dos anos, e a previsão pontual refletiu bem os dados observados, evidenciando uma melhora na capacidade preditiva para o Brasil como um todo.

Figura 16 – Previsões de três passos à frente, utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para séries de nível 0 das denúncias do Ligue 180, 2020-2024



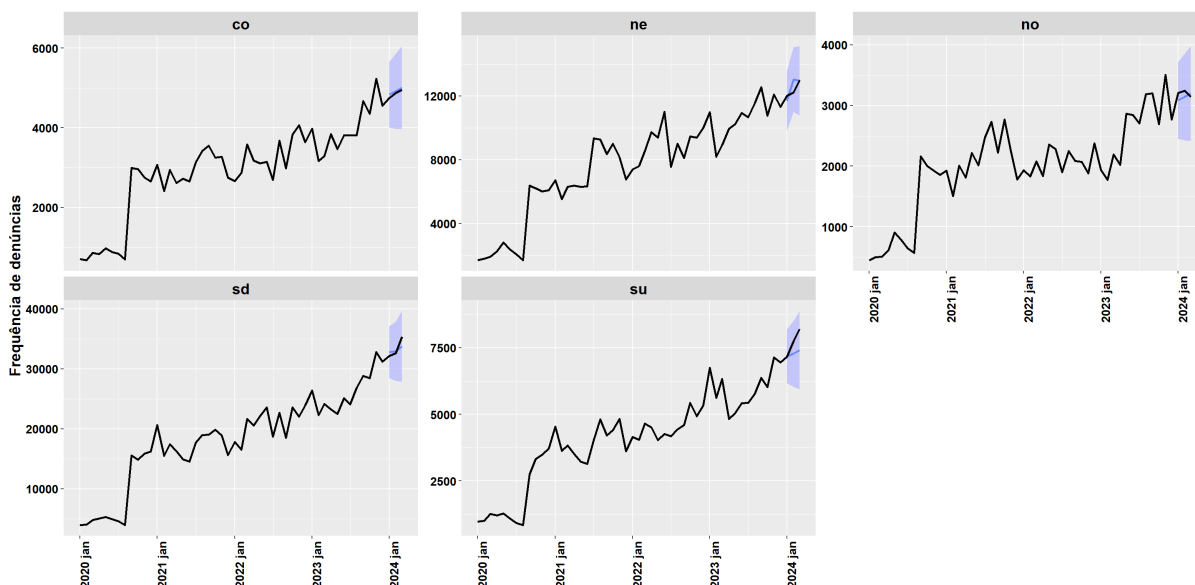
Fonte: Elaborado pela própria autora

As regiões Centro-Oeste e Sudeste mostraram resultados mais precisos e uma boa captura das tendências de crescimento. Em contraste, as previsões para as regiões Nordeste, Norte e Sul foram menos precisas, apresentando maiores flutuações, embora ainda dentro dos intervalos de confiança, conforme apresentado na Figura 17.

A restrição ao período de 2020 a 2023 permitiu uma análise mais focada no comportamento das séries após o pico significativo de crescimento nas denúncias, que coincidiu com o início da pandemia de COVID-19. Esse aumento abrupto pode ter sido influenciado por fatores como mudanças nas metodologias de registro, maior visibilidade e acesso aos canais de denúncia, ou mesmo o impacto da pandemia nas condições sociais que exacerbaram a violência doméstica. Com esse foco mais recente, notou-se uma melhora considerável nas previsões para vários estados. Ao concentrar-se no período mais recente, o modelo conseguiu captar com mais clareza as tendências de crescimento acentuado nas denúncias de violência contra a mulher, algo que foi menos evidente nas previsões do período completo (2014-2024).

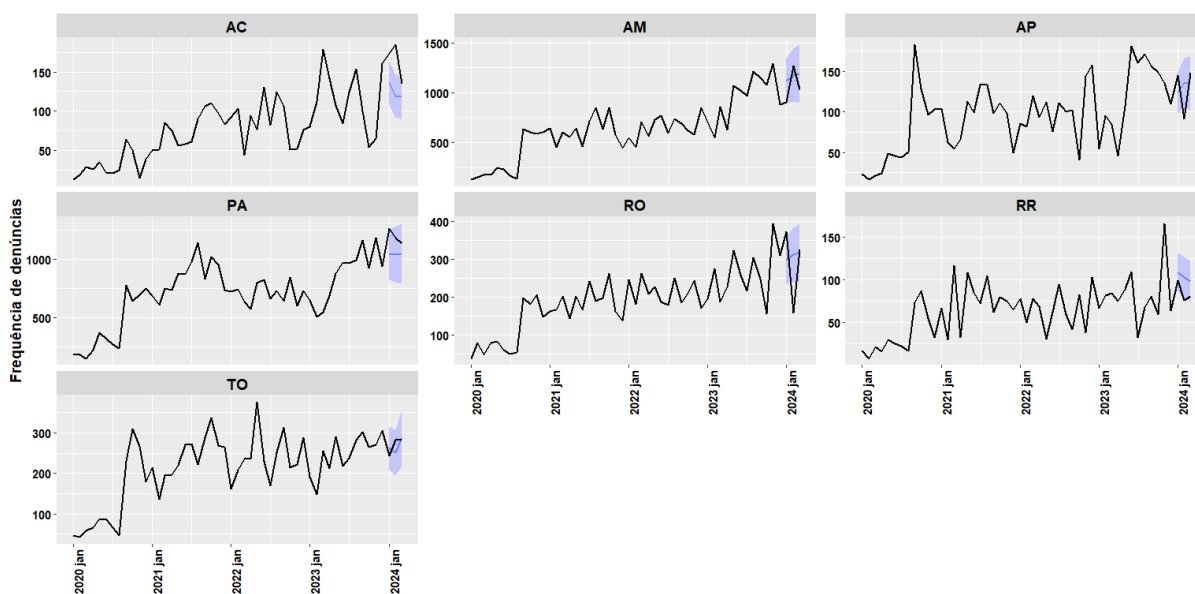
Os resultados para os estados da Região Norte (Figura 18) também ficaram mais precisos depois da análise mais restrita. O modelo capturou melhor as tendências em Amapá e no Amazonas, onde o comportamento das séries foi mais previsível, em contraste com o período anterior, quando as oscilações dificultaram a precisão. Em resumo, ao focar no período de 2020 a 2023, o modelo ARIMA conseguiu melhorar sua capacidade de previsão em estados onde as séries temporais apresentaram uma tendência mais clara e consistente, especialmente nas regiões

Figura 17 – Previsões de três passos à frente, utilizando modelo ARIMA com a abordagem Middle-out, para séries de nível 1 das denúncias do Ligue 180, 2020-2024



Fonte: Elaborado pela própria autora

Figura 18 – Previsões para os estados que compõem a Região Norte: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

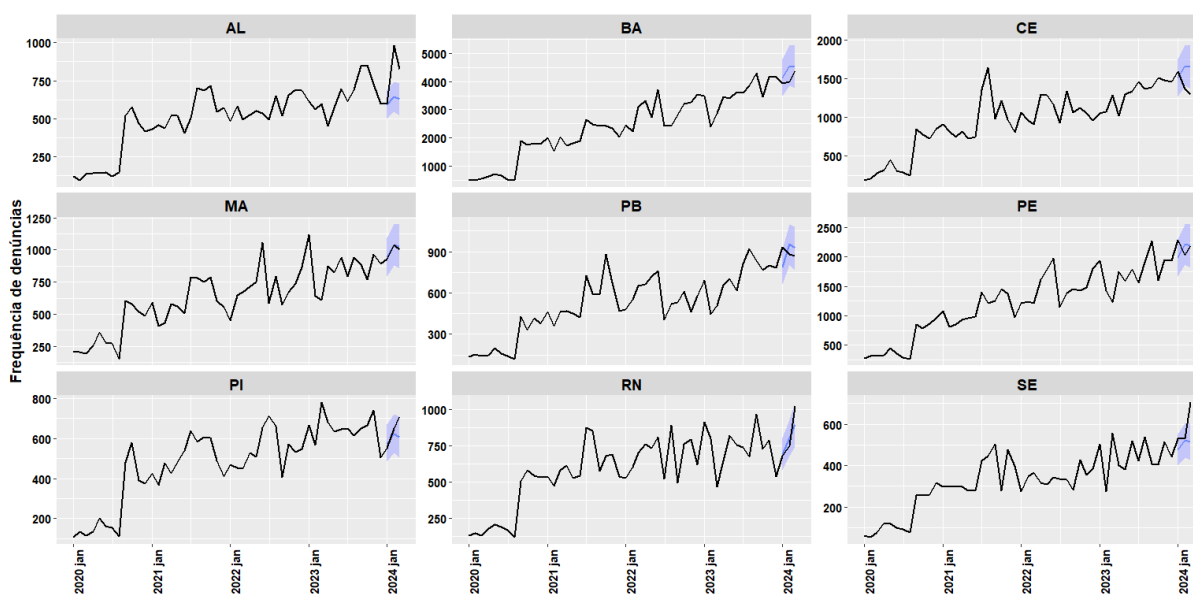
Sudeste, Sul e Norte.

No Nordeste (Figura 19), estados como Maranhão e Rio Grande do Norte apresentaram um crescimento mais estável nas denúncias de violência contra a mulher, obtido pelo método de previsão, proporcionando projeções mais confiáveis. Em contraste, estados como Alagoas e

Ceará exibiram maior variabilidade nas denúncias, o que torna as previsões um pouco menos precisas. No Centro-Oeste (Figura 20), o Distrito Federal e Mato Grosso demonstraram um comportamento mais irregular nas denúncias, especialmente após 2023, com picos pronunciados que aumentaram a incerteza das projeções. Em Goiás e Mato Grosso do Sul, o comportamento das denúncias foi mais regular, com um padrão de crescimento bem representado pelo modelo. A técnica acompanhou a tendência geral, mantendo os valores observados dentro do intervalo de confiança.

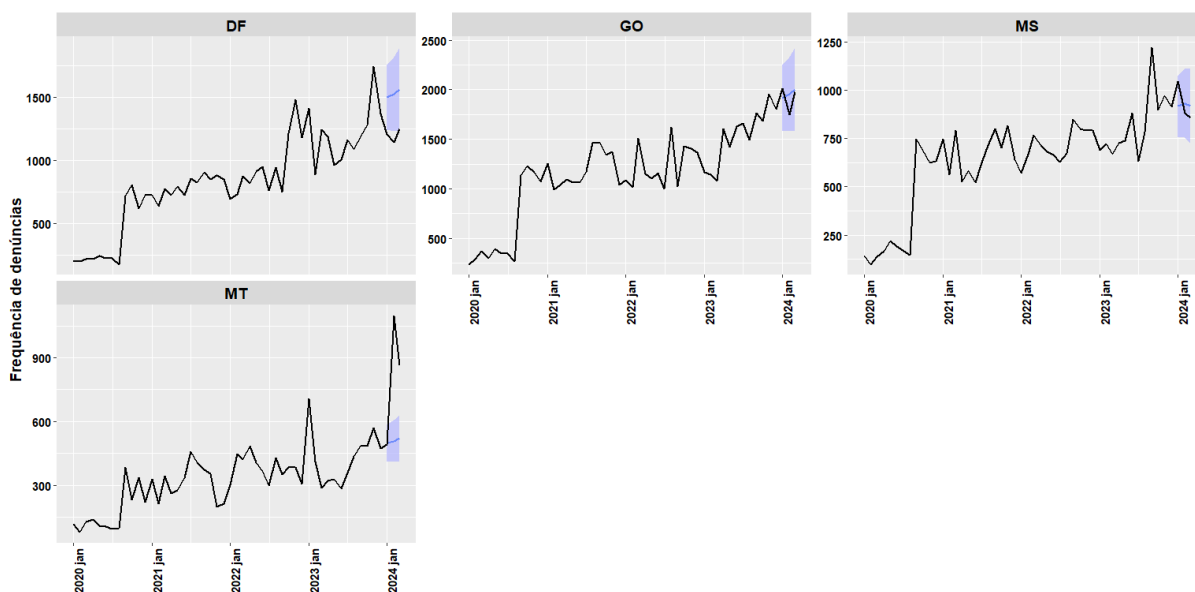
Na Região Sudeste (Figura 21), estados como Minas Gerais e Rio de Janeiro tiveram suas previsões aprimoradas, com o modelo capturando melhor o aumento consistente nas denúncias. Esse crescimento mais linear e constante no curto prazo permitiu que o ARIMA projetasse o futuro com maior precisão, em contraste com as flutuações observadas no período mais longo. Da mesma forma, na Região Sul (Figura 22), considerando o estado do Paraná, o modelo ARIMA conseguiu prever com mais confiança após 2020, diferentemente do comportamento mais volátil identificado na série de longo prazo.

Figura 19 – Previsões para os estados que compõem a Região Nordeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024).



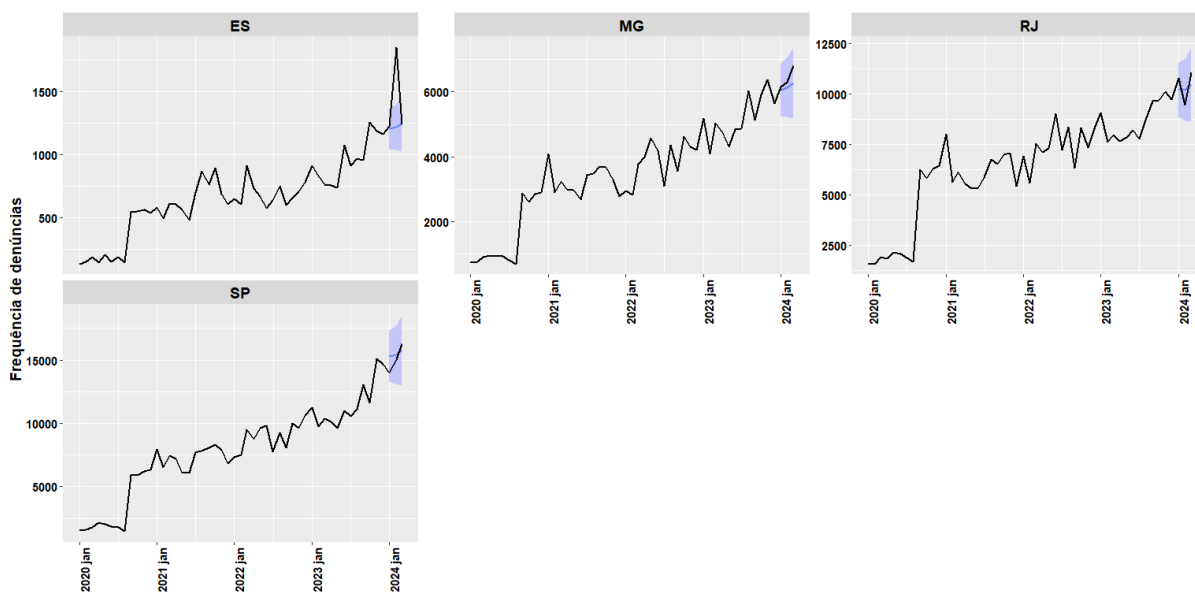
Fonte: Elaborado pela própria autora

Figura 20 – Previsões para os estados que compõem a Região Centro-Oeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024).



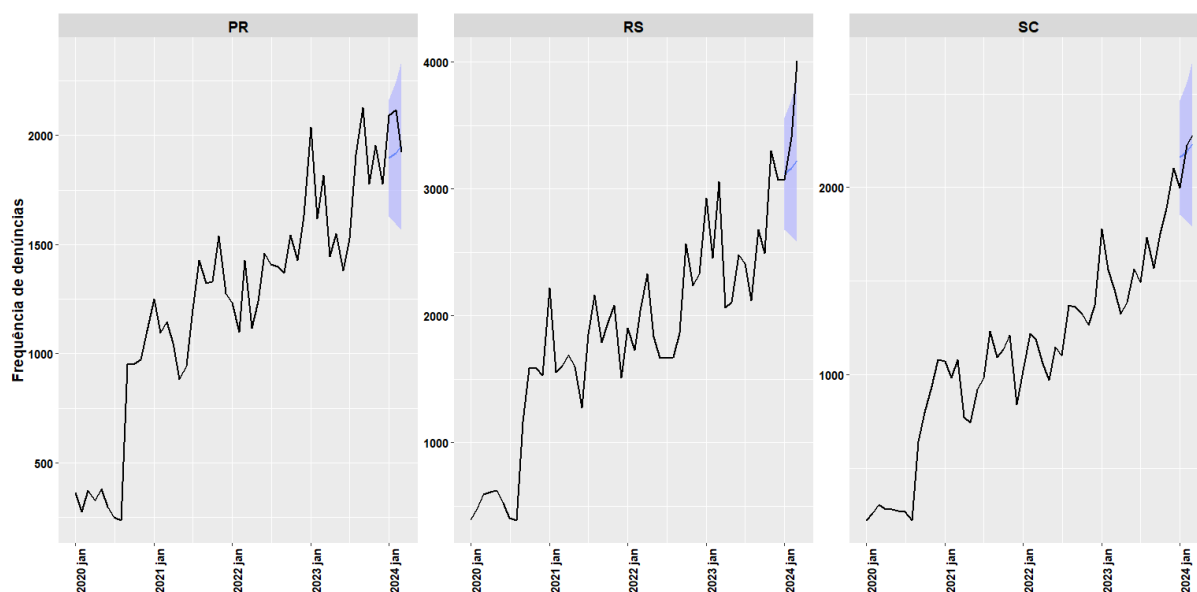
Fonte: Elaborado pela própria autora

Figura 21 – Previsões para os estados que compõem a Região Sudeste: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

Figura 22 – Previsões para os estados que compõem a Região Sul: ARIMA com abordagem Middle-out, para séries de nível 2 das denúncias do Ligue 180 (2020-2024).



Fonte: Elaborado pela própria autora

## 7 CONCLUSÃO

O objetivo principal deste trabalho foi implementar e ajustar modelos de Séries Temporais Hierárquicas, visando capturar a estrutura hierárquica dos dados e melhorar a precisão das previsões. Também buscou-se comparar o desempenho desses modelos com métricas de acurácia, como Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE) e Erro Quadrático Médio Escalonado (RMSSE), para identificar o método mais adequado para prever as denúncias de violência contra a mulher.

Os resultados mostraram uma tendência de crescimento nas denúncias, especialmente em estados como São Paulo, Minas Gerais e Rio de Janeiro. A análise indicou que a abordagem middle-out foi a mais eficaz, apresentando os menores valores de MASE e RMSSE. Contudo, as previsões em níveis estaduais mostraram maior complexidade devido a variações locais, resultando em erros mais elevados, o que sugere a necessidade de atenção especial a esses dados dinâmicos.

As implicações dos resultados evidenciam que a eficácia da abordagem middle-out pode servir como modelo para futuras pesquisas, promovendo a aplicação de uma metodologia adaptada à análise de dados hierárquicos, capaz de capturar a estrutura em múltiplos níveis e as interações entre diferentes categorias, o que permite uma previsão mais precisa e informada.

Entretanto, é importante reconhecer as limitações do estudo, que incluem a disponibilidade e qualidade dos dados, que podem ter impactado a precisão das previsões, especialmente em níveis granulares. A complexidade das dinâmicas sociais relacionadas à violência doméstica pode não ter sido completamente capturada, sugerindo que os resultados devem ser interpretados com cautela e vistos como um ponto de partida para investigações mais aprofundadas.

Dessa forma, este trabalho não apenas contribui para a compreensão das tendências de violência doméstica no Brasil, mas também estabelece um caminho para a aplicação de metodologias robustas que podem aprimorar a eficiência das previsões em análises de séries temporais.

### 7.1 Trabalhos futuros

Para futuras pesquisas, recomenda-se a exploração de uma gama mais ampla de modelos de previsão, incluindo, além do ARIMA, modelos de alisamento exponencial, modelos Holt-Winters, e abordagens de *machine learning*, como redes neurais, que podem capturar padrões complexos e não lineares nos dados. Além disso, sugere-se a análise das taxas de denúncias em relação à população, em vez de considerar apenas os totais de denúncias, para obter uma perspectiva mais precisa sobre a incidência da violência contra a mulher. Uma sugestão adicional é investigar séries temporais agrupadas, utilizando outras variáveis, como o tipo de violência, revelando interações ainda mais complexas e variadas entre as séries de denúncias. Por fim,

a aplicação de transformações nos dados pode ser considerada para suavizar as mudanças significativas observadas durante o período de 2020, permitindo uma melhor compreensão das tendências e ajuste dos modelos utilizados.

## REFERÊNCIAS

- ABEN-ATHAR, M. A.; QUINTÃO, T.; XAVIER, D. *Central de Atendimento à Mulher - Ligue 180*. Brasília, DF, 2017. Citado na página 18.
- ALBUQUERQUE, R. M. M. Oito anos da lei do feminicídio (13.104/15) e muitos desafios. *Mediações - Revista de Ciências Sociais*, v. 29, n. 1, p. 1–19, abr. 2024. Disponível em: <<https://ojs.uel.br/revistas/uel/index.php/mediacoes/article/view/49160>>. Citado na página 18.
- ARAGÃO, C. d. M. C. de et al. Mulheres silenciadas: mortalidade feminina por agressão no brasil, 2000-2017. *Revista Baiana de Saúde Pública*, v. 44, n. 1, p. 55–67, 2020. Citado na página 19.
- ATHANASOPOULOS, G.; AHMED, R. A.; HYNDMAN, R. J. Hierarchical forecasts for australian domestic tourism. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 25, n. 1, p. 146–166, 2009. Citado na página 29.
- ATHANASOPOULOS, G. et al. Forecasting with temporal hierarchies. *European Journal of Operational Research*, v. 262, p. 2,3,25, february 2017. Citado na página 12.
- BARROS, P. S. N.; NASCIMENTO, M. B. do. Violência contra a mulher: uma análise temporal e descritiva nas cidades do vale de mamanguape e rio tinto-pb violence against women: a temporal and descriptive analysis in the cities of vale de mamanguape and rio tinto-pb. *Brazilian Journal of Development*, v. 7, n. 7, p. 75397–75410, 2021. Citado na página 20.
- BRASIL. Lei nº 11.340, de 07 de agosto de 2006. *Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 2006. ISSN 1677-7042. Disponível em: <[https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2004-2006/2006/lei/111340.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2006/lei/111340.htm)>. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 18.
- BRASIL. Lei nº 13.104, de 09 de março de 2015. *Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 2015. ISSN 1677-7042. Disponível em: <[https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2015-2018/2015/lei/113104.htm?ref=hir.harvard.edu](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/lei/113104.htm?ref=hir.harvard.edu)>. Citado na página 18.
- BUENO et al. *Feminicídios em 2023*. São Paulo, SP, 2024. Disponível em: <<https://publicacoes.forumseguranca.org.br/handle/123456789/244>>. Citado na página 12.
- DEBONI, M. A.; SILVA, L. V. F. Lei maria da penha: Análise de campanhas publicitárias de combate à violência contra a mulher. *Revista Fragmentos de Cultura-Revista Interdisciplinar de Ciências Humanas*, v. 28, n. 2, p. 191–206, 2018. Citado na página 35.
- DUARTE, C. L. Feminismo e literatura no brasil. *Estudos avançados*, SciELO Brasil, v. 17, p. 151–172, 2003. Citado na página 16.
- ENGEL, C. L. A violência contra a mulher. In: NATÁLIA FONTOURA AND MARCELA REZENDE AND ANA CAROLINA QUERINO. *Beijing +20 : avanços e desafios no Brasil contemporâneo*. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2020. cap. 4, p. 160–216. Citado na página 16.

FERREIRA, L. T.; BARBOSA, J. d. S. P. Capítulo 10-os reflexos da pandemia de covid-19 e do isolamento social no aumento da violência contra a mulher: um estudo expositivo. *Científica Digital*, 2022. Citado na página 34.

FLIEDNER, G. An investigation of aggregate variable time series forecast strategies with specific subaggregate time series statistical correlation. *Computers & Operations Research*, v. 26, n. 10, p. 1133–1149, 1999. ISSN 0305-0548. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054899000179>>. Citado na página 20.

GARCIA, L. P.; FREITAS, L. R. S. d.; HÖFELMANN, D. A. Avaliação do impacto da lei maria da penha sobre a mortalidade de mulheres por agressões no brasil, 2001-2011. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, Coordenação-Geral de Desenvolvimento da Epidemiologia em Serviços/Secretaria . . . , v. 22, n. 3, p. 383–394, 2013. Citado na página 19.

GONTIJO, T. S. et al. A produção do conhecimento científico sobre hierarchical time series forecasting: uma abordagem bibliométrica. *Brazilian Journal of Production Engineering*, v. 10, n. 1, p. 24–35, 2024. Citado na página 13.

GOV. *Política Nacional de Enfrentamento à Violência contra as Mulheres*. Brasília, DF, 2010. Disponível em: <<https://www.gov.br/mdh/pt-br/navegue-por-temas/politicas-para-mulheres/arquivo/arquivos-diversos/sev/pacto/documentos/politica-nacional-enfrentamento-a-violencia-versao-final.pdf>>. Citado na página 17.

GOV. *Violência doméstica e familiar contra a mulher: Ligue 180 e tudo o que você precisa saber*. 2020. Disponível em: <<https://www.gov.br/mdh/pt-br/assuntos/denuncie-violencia-contra-a-mulher/violencia-contra-a-mulher>>. Citado na página 12.

GOV. *Central de Atendimento à Mulher (Ligue 180)*. 2024. Disponível em: <<https://www.gov.br/mdh/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/ligue180>>. Citado na página 29.

HYNDMAN, R.; ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd. ed. Australia: OTexts, 2021. Citado 5 vezes nas páginas 12, 21, 22, 26 e 42.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. Optimally reconciling forecasts in a hierarchy. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, n. 35, 2014. Citado na página 25.

HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, Elsevier, v. 22, n. 4, p. 679–688, 2006. Citado na página 30.

LEITE, F. M. C. et al. Análise da tendência da mortalidade feminina por agressão no brasil, estados e regiões. *Ciência & Saúde Coletiva*, SciELO Public Health, v. 22, p. 2971–2978, 2017. Citado na página 19.

LIMA, L. A. d. et al. Marcos e dispositivos legais no combate à violência contra a mulher no brasil. *Revista de Enfermagem Referência*, Escola Superior de Enfermagem de Coimbra, n. 11, p. 139, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 18.

O'HARA-WILD, M.; HYNDMAN, R.; WANG, E. *fabletools: Core Tools for Packages in the 'fable' Framework*. [S.l.], 2024. R package version 0.5.0, <https://github.com/tidyverts/fabletools>. Disponível em: <<https://fabletools.tidyverts.org/>>. Citado na página 32.

ONU, O. das N. U. *Report of the World Conference of the International Women's Year*. Mexico City: United Nations, 1975. Disponível em: <<https://documents.un.org/doc/undoc/gen/n76/353/95/pdf/n7635395.pdf>>. Citado na página 17.

- PANAGIOTELIS, A. et al. Forecast reconciliation: A geometric view with new insights on bias correction. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 37, n. 1, p. 343–359, 2021. Citado na página 25.
- PASINATO, W.; SANTOS, C. M. Mapeamento das delegacias da mulher no brasil. *São Paulo: PAGU, UNICAMP*, 2008. Citado na página 17.
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2024. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. Citado na página 32.
- SANTOS, C. M. Da delegacia da mulher à lei maria da penha: lutas feministas e políticas públicas sobre violência contra mulheres no brasil. Centro de Estudos Sociais, 2008. Citado na página 18.
- SANTOS, E. T. M. d. *Violência contra as mulheres e a pandemia da Covid-19 no Estado de Pernambuco*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, 2022. Citado na página 20.
- SENADO, O. da Mulher Contra a Violência (OMV) do. *Pesquisa DataSenado: Pesquisa Nacional de Violência contra a Mulher*. Brasília, DF, 2023. Citado na página 12.
- SILVA, S. G. d. Preconceito e discriminação: as bases da violência contra a mulher. *Psicologia: ciência e profissão*, SciELO Brasil, v. 30, p. 556–571, 2010. Citado na página 16.
- SOUZA, L. d. J.; FARIAS, R. d. C. P. Violência doméstica no contexto de isolamento social pela pandemia de covid-19. *Serviço Social & Sociedade*, SciELO Brasil, p. 213–232, 2022. Citado na página 34.
- VILLELA, W. V.; LAGO, T. Conquistas e desafios no atendimento das mulheres que sofreram violência sexual. *Cadernos de Saúde Pública*, SciELO Brasil, v. 23, p. 471–475, 2007. Citado na página 16.
- WICKHAM, H. et al. Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, v. 4, n. 43, p. 1686, 2019. Citado na página 32.

## APÊNDICE A – Código R utilizado para análise de dados

O código R desenvolvido para a análise dos dados deste trabalho está disponível no repositório GitHub. Este código contém scripts que foram utilizados para realizar a análise estatística e gerar os resultados apresentados ao longo deste TCC, incluindo a preparação dos dados, ajuste de modelos estatísticos, e visualizações gráficas. Para mais detalhes, acesse o repositório [https://github.com/Laury-SS/L180\\_hts/tree/main](https://github.com/Laury-SS/L180_hts/tree/main).