

UFRRJ
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL E
DESENVOLVIMENTO

DISSERTAÇÃO

PREVISÃO HIERÁRQUICA BOTTOM-UP DO ICMS:
UMA APLICAÇÃO AO ESTADO DO RIO DE JANEIRO

ALEX DOS SANTOS VALLE

2025



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL
E DESENVOLVIMENTO**

**PREVISÃO HIERÁRQUICA BOTTOM-UP DO ICMS:
UMA APLICAÇÃO AO ESTADO DO RIO DE JANEIRO**

ALEX DOS SANTOS VALLE

Sob a Orientação do Professor
Felipe Leite Coelho da Silva
e Coorientação da Professora
Débora Mesquita Pimentel

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Economia Regional e Desenvolvimento** pelo Programa de Pós-Graduação em Economia Regional e Desenvolvimento da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro – UFRRJ.

Seropédica, RJ

Julho de 2025

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Vl81p Valle, Alex dos Santos, 1992-
Previsão hierárquica bottom-up do ICMS: uma
aplicação ao Estado do Rio de Janeiro / Alex dos
Santos Valle. - Seropédica, 2025.
59 f.: il.

Orientador: Felipe Leite Coelho da Silva.
Coorientadora: Débora Mesquita Pimentel.
Dissertação(Mestrado). -- Universidade Federal
Rural do Rio de Janeiro, Programa de Pós-Graduação em
Economia Regional e Desenvolvimento, 2025.

1. Previsão. 2. ICMS. 3. Rio de Janeiro. 4. Séries
Temporais Hierárquicas. I. Silva, Felipe Leite Coelho
da, 1981-, orient. II. Pimentel, Débora Mesquita,
1983-, coorient. III Universidade Federal Rural do
Rio de Janeiro. Programa de Pós-Graduação em Economia
Regional e Desenvolvimento. IV. Título.



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL E
DESENVOLVIMENTO**

ALEX DOS SANTOS VALLE

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Economia Regional e Desenvolvimento**, no Programa de Pós-Graduação em Economia Regional e Desenvolvimento-PPGER/ICSA/UFRRJ, área de Concentração em Economia Regional e Desenvolvimento.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 15/07/2025

Prof. Dr. FELIPE LEITE COELHO DA SILVA
PPGER/UFRRJ - Presidente da Banca

Profa. Dra. MARIA VIVIANA DE FREITAS CABRAL
PPGER/UFRRJ - Membro Interno

Profa. Dra. DEBORA MESQUITA PIMENTEL
PPGER/UFRRJ - Membro Interno

Prof. Dr. RODRIGO FLORA CALILI
PUC-RJ – Membro Externo



TERMO N° 900/2025 - PPGER (11.39.00.14)

(N° do Protocolo: NÃO PROTOCOLADO)

(Assinado digitalmente em 16/10/2025 15:13)

DEBORA MESQUITA PIMENTEL
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptCEcon (12.28.01.00.00.00.00.09)
Matricula: ###292#5

(Assinado digitalmente em 21/10/2025 16:04)

FELIPE LEITE COELHO DA SILVA
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptM (12.28.01.00.00.00.63)
Matricula: ###398#2

(Assinado digitalmente em 17/10/2025 10:46)

MARIA VIVIANA DE FREITAS CABRAL
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptCEcon (12.28.01.00.00.00.00.09)
Matricula: ###631#3

(Assinado digitalmente em 23/10/2025 16:00)

RODRIGO FLORA CALILI
ASSINANTE EXTERNO
CPF: ###.###.036-##

Visualize o documento original em <https://sipac.ufrrj.br/documentos/> informando seu número: 900, ano: 2025, tipo: TERMO, data de emissão: 16/10/2025 e o código de verificação: 477c0e2794

À Marlene (*In memoriam*) dedico esta dissertação.
Com muito trabalho ela me ensinou a viver e com
muito trabalho é viver cada dia em tua ausência.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Dr. Felipe por todo incentivo, força e ensinamentos ao longo desse caminho. À minha coorientadora Dra. Débora pelos aprendizados, conselhos e acolhimento. Sem a contribuição de ambos não haveria a conclusão desse ciclo.

À minha família que passou por todo um carrossel de emoções nesses dois últimos anos e mesmo assim se mantém de pé. À minha mãe Maria que sempre acredita no meu futuro, independentemente do quão obscuro possa estar o presente. Ao meu pai Alexandre que nunca deixou de mostrar o apoio e o quanto ele me ama. Aos meus irmãos, Andrezza, Bruno e Desireé, por estarem comigo em todos os momentos, sempre que possível. Às minhas tias Maisa e Margareth por mostrarem que maternidade vai além de mãe e pai. Aos meus primos Eduardo e Yasmin, por serem meus irmãos e companheiros. Ao Luciano, Roberto e Thaís por agregarem e mostrarem o que é família. Aos meus sobrinhos, Lucas e Murilo, por serem a luz que precisamos e amor incondicional.

Aos meus amigos por serem meu porto seguro, meu porto não seguro, meus motivos de rir, chorar, sair, viajar e viver. Em especial: Juliana, Isaias, Tamara, Hayana, Guilherme, Mariana Cipriano, Dani, Thiago Adriel, Suelen, Talita, Roberto, Douglas, Luis, Dudu, Elle, Thiago e Caique.

Aos meus amigos formados pelo PPGER, por todas as experiências compartilhadas, os bons e maus momentos, os risos e choros, das provas ao coqueiros. Érlon, Gabriel, Manoela, Marcela, Joyce, Júlia, Rachel e Rayssa (e aos cônjuges também!).

Ao corpo docente e técnico do PPGER e da UFRRJ, que possibilitaram aprendizados, vivências e muitas trocas ao longo desses dois últimos anos.

À banca por terem aceitado e poder contribuir com seus conhecimentos e experiências, Dra. Maria Viviana e Dr. Rodrigo Calili.

Ao meu companheiro Wesley Covre, que me acompanha e me apoia com seu jeito único e seu amor incomensurável.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

VALLE, Alex dos Santos. **Previsão Hierárquica Bottom-Up do ICMS: Uma aplicação ao Estado do Rio de Janeiro**. 2025. 61p. Dissertação (Mestrado Em Economia Regional E Desenvolvimento). Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2025.

As receitas tributárias do Estado do Rio de Janeiro (ERJ) tem sido investigadas ao longo dos últimos anos devido à sua importância econômica. O ICMS (Imposto sobre Operações Relativas à Circulação de Mercadorias e sobre Prestações de Serviços de Transporte Interestadual e Intermunicipal e de Comunicação) é o imposto com maior arrecadação do ERJ, sendo sua previsão exigida pela Lei de Responsabilidade Fiscal a cada exercício. Assim, projeções de curto, médio e longo prazo para a arrecadação do ICMS são informações importantes na tomada de decisão envolvendo os gastos públicos e, conseqüentemente, contribuindo para o desenvolvimento econômico do ERJ. Nesse contexto, propõe-se uma análise e previsão do ICMS do ERJ através dos modelos de séries temporais e de redes neurais. Esses modelos serão integrados com a modelagem hierárquica através das abordagens *bottom-up* e *top-down*, possibilitando avaliar os efeitos de políticas públicas para cada setor econômico do ERJ. Inicialmente, foram utilizados os modelos de Box-Jenkins, suavização exponencial, ingênuo sazonal e redes neurais (NNAR e MLP). Após isso foram utilizados os modelos SARIMAX, NNAR e MLP com variáveis exógenas. Por fim, foram utilizados os modelos suavização exponencial e o SARIMA (com e sem variáveis exógenas) utilizando a estrutura hierárquica sendo abordagem *bottom-up* e *top-down*. Os resultados permitiram observar que o modelo suavização exponencial utilizando a estrutura hierárquica com abordagem *bottom-up* foi o mais adequado para o último ano analisado. Além disso, concluiu-se que os modelos possuem dificuldade em manter a acurácia em contexto de mudanças estruturais, sendo esperado que as mudanças previstas pela reforma tributária impactem negativamente a qualidade das previsões.

Palavras-chaves: Gestão Pública; ICMS; Séries Temporais; Rio de Janeiro; Previsão Hierárquica; Modelos Bottom-Up; Modelos ETS.

ABSTRACT

VALLE, Alex dos Santos. **Bottom-up Hierarchical Forecasting of ICMS: An Application to the State of Rio de Janeiro**. 2025. 61 p. Dissertation (Master's in Regional Economics and Development). Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2025.

The tax revenues of the State of Rio de Janeiro (ERJ) have been studied in recent years due to their economic importance. The ICMS (Tax on Transactions Relating to the Circulation of Goods and on Interstate and Intermunicipal Transport and Communication Services) is the state's largest source of revenue, and its forecasting is required by the Fiscal Responsibility Law for each fiscal year. Therefore, short-, medium-, and long-term projections of ICMS revenue are crucial for public spending decisions and, consequently, for the economic development of the ERJ. In this context, an analysis and forecasting of ICMS in the ERJ is proposed using time series models and neural networks. These models are integrated with hierarchical modeling through bottom-up and top-down approaches, enabling the evaluation of public policy effects on each economic sector of the ERJ. Initially, Box-Jenkins models, exponential smoothing, seasonal naïve models, and neural networks (NNAR and MLP) were applied. Subsequently, SARIMAX, NNAR, and MLP models with exogenous variables were used. Finally, exponential smoothing and SARIMA models (with and without exogenous variables) were employed within the hierarchical structure using both bottom-up and top-down approaches. The results showed that the exponential smoothing model using the hierarchical structure with a bottom-up approach was the most suitable for the last year analyzed. Furthermore, it was concluded that the models struggle to maintain accuracy in the context of structural changes, and it is expected that the changes proposed by the tax reform will negatively impact forecast quality.

Keywords: Public Management; ICMS; Time Series; Rio de Janeiro; Hierarchical Forecasting; Bottom-Up Models; ETS Models.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comparação entre arrecadação total e a arrecadação de ICMS do ERJ	22
Figura 2 - Fluxograma com as etapas de modelagem do trabalho.....	26
Figura 3 - Organização em camadas.....	33
Figura 4 - Estrutura hierárquica com dois níveis.....	34
Figura 5 - Estrutura hierárquica da arrecadação do ICMS do Estado do Rio de Janeiro.	35
Figura 6 - Arrecadação e tendência ao longo do tempo.....	38
Figura 7 - Distribuição da arrecadação do ICMS concatenada em meses.....	39
Figura 8 - Decomposição da série temporal em STL da arrecadação de ICMS.....	40
Figura 9 - Correlação entre os anos da série.....	41
Figura 10 - Evolução da arrecadação total do ICMS representada no primeiro nível ao longo do tempo.....	42
Figura 11 - Evolução dos setores representados no segundo nível ao longo do tempo.....	43
Figura 12 - Evolução dos setores representados no terceiro nível ao longo do tempo.....	44
Figura 13 - Previsão anual do ICMS até o ano de 2032 e previsão descontada da reforma tributária.....	48
Figura 14 - Previsão média para os modelos ARIMA e ETS para o ano de 2023 no modelo hierárquico <i>bottom-up</i>	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo dos trabalhos estudados.	19
Tabela 2 - MAPE (%) do modelo adotado pelo ERJ de 2019 a 2024	19
Tabela 3 - Conjuntos de treino e teste.....	25
Tabela 4 - MAPE médio e RSME médio dos modelos reais univariados.	44
Tabela 5 - MAPE médio e RSME médio dos modelos reais com variáveis exógenas.....	45
Tabela 6 - MAPE médio e RSME médio dos modelos hierárquicos reais univariados.	46
Tabela 7 - MAPE médio e RSME médio dos modelos hierárquicos reais com variáveis exógenas.	46
Tabela 8 - Comparação entre modelo adotado pelo ERJ e o modelo com maior acurácia.....	47

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
2. REVISÃO DA LITERATURA	16
2.1. Federalismo fiscal	16
2.2. Revisão empírica	17
2.3. Modelo que o Estado do Rio de Janeiro utiliza	19
2.4. Rio de Janeiro: Regime de Recuperação Fiscal, ICMS e mudança tributária.	20
3. METODOLOGIA	25
3.1. Variáveis exógenas.....	26
3.2. Modelos de séries temporais	27
3.3. Modelo Ingênuo Sazonal.....	27
3.4. Modelo de Suavização Exponencial	27
3.5. Modelos ARIMA	29
3.5.1. Modelo autoregressivo de ordem p (AR (p))	30
3.5.2. Modelo de médias móveis (MA (q))	30
3.5.3. Modelo de autoregressivos e de médias móveis de ordem p e q (ARMA (p,q))	30
3.5.4. Modelo ARIMA sazonal (SARIMA).....	31
3.5.5. Modelo ARIMA sazonal com variável exógena (SARIMAX).....	31
3.5.6. Função de autocorrelação e função de autocorrelação parcial	31
3.6. Modelos de Redes Neurais.....	32
3.6.1. Modelos de redes neurais autorregressivas (NNAR)	32
3.6.2. Modelos de redes neurais multilayer perceptron (MLP).....	33
3.7. Séries temporais hierárquicas.....	33
3.7.1. Abordagem bottom-up	35
3.7.2. Abordagem Top-down	35
3.8. Medidas de Acurácia.....	36
3.8.1. Erro Percentual Médio Absoluto (Mean absolute percentage error - MAPE).....	36
3.8.2. Raiz do erro quadrático médio (Root Mean Squared Error - RMSE).....	36
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	38
4.1. Análise Exploratória.....	38
4.2. Discussão dos resultados.....	44
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	52
ANEXOS.....	57
ANEXO A: MAPE E RMSE do resultado modelos com dados reais	57
ANEXO B: MAPE E RMSE do resultado dos modelos com dados nominais	60

ANEXO C: Parâmetros dos modelos ARIMA ajustados para as séries de ICMS do modelo hierárquico do cenário cinco.	61
---	----

1. INTRODUÇÃO

Na última década, o Estado do Rio de Janeiro (ERJ) tem passado por um processo de fragilidade fiscal que compromete sua capacidade de financiar políticas públicas essenciais. O desequilíbrio das contas estaduais reflete tanto fatores de gestão interna quanto limitações estruturais, ligadas ao modelo federativo brasileiro e ao baixo desempenho econômico da região. Os indicadores do desempenho das contas públicas mostram que a situação fiscal do ERJ permanece crítica nos últimos anos (Alves e Santos, 2024).

Aranha e Bastos (2025) discutem possíveis causas da dívida do ERJ. Eles mostram que a crise vai além de má administração local, sendo também consequência dos limites impostos pela União e do fraco desempenho econômico, com estados como Minas Gerais, São Paulo e Rio Grande do Sul enfrentando desafios semelhantes. Os autores defendem que a recuperação deve ocorrer por meio de estratégias de desenvolvimento que ampliem a receita estadual, como a retomada do crescimento econômico e a atração de investimentos. Por outro lado, Sousa et al. (2011) verificam que o desenvolvimento local está positivamente associado a gestões fiscais eficientes, ou seja, há uma relação direta entre o desenvolvimento municipal e a Lei de Responsabilidade Fiscal (LRF). Assim, a qualidade da gestão pública aparece como elemento central, ao mesmo tempo em que o contexto econômico e federativo impõe restrições importantes.

No caso fluminense, a relevância do tema ganha destaque a partir da adesão do estado ao Regime de Recuperação Fiscal (RRF). O plano do RRF do ERJ prevê uma série de medidas de ajustes, incluindo controle de gastos e reorganização das finanças públicas, mas seu cumprimento depende fundamentalmente do comportamento da arrecadação. Como principal tributo estadual, o ICMS responde por mais da metade da receita corrente, sendo determinante para a sustentabilidade fiscal. Assim, compreender sua dinâmica, bem como identificar formas de aprimorar sua previsão, constitui um passo essencial para o planejamento e a execução das metas fiscais previstas no regime (SECRETARIA DE ESTADO DE FAZENDA DO RJ, 2025).

A literatura aponta ainda que a arrecadação do ICMS está fortemente condicionada a fatores estruturais e institucionais, como a guerra fiscal entre estados, as mudanças no sistema tributário e a composição setorial da economia. No caso do Rio de Janeiro, setores estratégicos como petróleo, combustíveis e energia elétrica exercem grande peso na arrecadação, tornando a receita altamente volátil e sensível a choques externos. Esse cenário reforça a necessidade de

instrumentos de previsão que sejam capazes de capturar tanto a dinâmica histórica quanto os efeitos de variáveis exógenas associadas ao desempenho econômico nacional e internacional.

A maioria dos estudos sobre previsão da arrecadação do ICMS emprega modelos estatísticos tradicionais, como ARMA, ARIMA e suas extensões, aplicados em diferentes estados com base em dados mensais (SCHEFFER et al., 2014; CHAIN et al., 2015; MOÇO, 2017). Outros trabalhos, como os de Carmo et al. (2019) e Dornelas et al. (2022), exploraram técnicas de aprendizado de máquina, como redes neurais MLP e LSTM, mas ainda são poucos os estudos que realizam comparações sistemáticas entre metodologias distintas ou que avaliem de forma aprofundada o uso de variáveis exógenas. Observa-se também uma lacuna em análises específicas para o Estado do Rio de Janeiro, o que abre espaço para contribuições metodológicas e aplicadas. A hipótese central desta dissertação é que a utilização de modelos hierárquicos com variáveis exógenas, incorporando indicadores como o IBC-BR e a taxa de câmbio real, tende a melhorar a acurácia das previsões, especialmente em razão da relevância dos setores estratégicos para a arrecadação estadual.

Diante desse contexto, este trabalho tem como objetivo geral avaliar a aplicação de diferentes modelos de previsão para a arrecadação do ICMS no ERJ, comparando o desempenho de métodos estatísticos tradicionais e de redes neurais, com e sem a incorporação de variáveis exógenas. Os objetivos específicos incluem: (i) analisar a evolução histórica e a composição setorial da arrecadação do ICMS fluminense; (ii) estimar modelos de previsão de curto prazo com base em diferentes metodologias; (iii) comparar a acurácia das previsões; e (iv) discutir as implicações dos resultados para o planejamento fiscal do estado.

Os resultados encontrados indicam que os modelos hierárquicos com variáveis exógenas apresentaram ganhos de acurácia em relação às abordagens tradicionais, sugerindo que essa metodologia pode oferecer suporte mais robusto ao planejamento fiscal do Rio de Janeiro e contribuir, mesmo que em pequena escala, para o enfrentamento dos desafios impostos pelo RRF.

Além desta introdução, a dissertação está estruturada da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura sobre federalismo fiscal, ICMS e modelos de previsão de receita. O Capítulo 3 descreve a metodologia empregada, com destaque para os modelos hierárquicos utilizados. O Capítulo 4 expõe a análise exploratória, os resultados empíricos e sua análise. Por fim, o Capítulo 5 traz as considerações finais.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1. Federalismo fiscal

O federalismo fiscal trata da divisão das funções, instrumentos e responsabilidades de arrecadação entre diferentes níveis de governo. A literatura clássica (Musgrave, 1960; Tanzi, 1995; Ter-Minassian, 1997) destaca três funções centrais da política fiscal: a alocativa, a distributiva e a estabilizadora. A execução dessas funções exige coordenação entre a União, Estados e Municípios, para que os objetivos de eficiência, equidade e estabilidade macroeconômicas possam ser conciliados. No Brasil, a Constituição de 1988 redefiniu profundamente a federação ao ampliar as competências de estados e municípios, sobretudo no campo da provisão de serviços públicos, como saúde e educação. Ao mesmo tempo, concentrou na União a prerrogativa de instituir tributos de maior capacidade arrecadatória, o que criou assimetrias entre os Entes Federativos. Essa combinação resultou em maior descentralização de gastos sem a correspondente descentralização das receitas.

Diante dessa assimetria, Estados e Municípios brasileiros tornaram-se altamente dependentes de transferências constitucionais e voluntárias da União, como o Fundo de Participação dos Estados (FPE) e o Fundo de Participação dos Municípios (FPM). Em algumas regiões, esses recursos representam a principal fonte de financiamento das administrações locais. Tal dependência reforça desigualdades regionais e limita a autonomia decisória dos entes subnacionais. O arranjo federativo brasileiro também é marcado por problemas recorrentes, como a guerra fiscal, as renúncias tributárias e o endividamento crônico dos estados. Além disso, a rigidez orçamentária por despesas obrigatórias reduz a margem de manobra dos governos subnacionais, tornando difícil a implementação de políticas próprias e agravando desequilíbrios fiscais.

Parte da literatura enfatiza que o enfrentamento dessas dificuldades não pode ocorrer apenas pelo lado do gasto. Tanzi (1995), Ter-Minassian (1997) e Albino-War et al. (2024) ressaltam que o equilíbrio de contas públicas requer sistemas tributários sólidos, capazes de garantir maior autonomia e previsibilidade das receitas. Nesse sentido, os fortalecimentos da capacidade arrecadatória tornam-se condição necessárias para que seus entes federativos consigam cumprir suas responsabilidades constitucionais, por meio de melhor gestão tributárias e de projeções confiáveis de receitas.

A tensão entre autonomia subnacional e disciplina macroeconômica nacional se tornou central nas últimas décadas. Medidas como a Lei de Responsabilidade Fiscal (LRF, 2000) buscaram impor limites aos endividamentos e aumentar a transparências. Mais recentemente, o Regime de Recuperação Fiscal (RRF, 2017) explicitou o dilema: estados em crise, como o Rio de Janeiro, foram obrigados a aceitar restrições severas em troca de apoio federal, o que reduziu suas margens de autonomia. Albino-War, Singh & Ahmad (2024) mostram que fragilidades fiscais subnacionais podem ameaçar a sustentabilidade e que isso não é exclusivo do Brasil, outras federações em desenvolvimento como a Nigéria, Índia e África do Sul (Ichoku & Ugwuoke, 2024).

O federalismo fiscal brasileiro é um campo permeado de tensões entre descentralização, dependência e disciplina. De um lado, a descentralização pós-1988 reforçou a responsabilidade dos entes locais na provisão de serviços. De outro, a concentração de receitas e a necessidade de ajuste macroeconômico mantém a União como ator central. Esse debate fornece base para compreender a situação particular de estados como o Rio de Janeiro, cujas dificuldades refletem, em grande medida, os dilemas estruturais do federalismo fiscal no país e reforçam a importância de instrumentos robustos de previsão de receitas, no qual serão analisados os trabalhos que desenvolvem e aplicam modelos de previsão de arrecadação tributária.

2.2. Revisão empírica

A literatura sobre previsão de receitas tributárias no Brasil mostra um predomínio de modelos estatísticos tradicionais, utilizados com o objetivo de reduzir o desvio entre os valores previstos e realizados. Azevedo et al. (2019) buscaram realizar a previsão de ICMS de São Paulo (SP), Minas Gerais (MG), Rio de Janeiro (RJ), Rio Grande do Sul (RS), Paraná (PR) e a Bahia (BA) no período anual 1995 a 2011, através do modelo ARIMA, enquanto Scheffer et al. (2014), Clemente e Clemente (2011) e Chain et al. (2015) utilizaram variações da metodologia Box-Jenkins, com bons resultados, embora sujeitos a rupturas estruturais. Carmo et al. (2019), por sua vez, recorreram a redes neurais artificiais para previsão do ICMS no Espírito Santo, indicando ganhos potenciais com abordagens não lineares. No caso do Rio de Janeiro, Moço (2017) mostrou que modelos combinados apresentaram resultados superiores aos da Secretaria da Fazenda do Estado do Rio de Janeiro (SEFAZ), e Gonçalves Júnior et al. (2021) identificaram desempenho satisfatório do modelo Holt-Winters na previsão de receitas tributárias para os estados do Sudeste.

No âmbito internacional, estudos recentes ampliaram o leque metodológico, reforçando a relevância do tema para a gestão fiscal. Ableeva et al. (2024) analisaram a arrecadação da República do Bascortostão por meio de indicadores estruturais e dinâmicos, considerando também a inflação como variável independente. Kaushik et al. (2024) aplicaram o modelo *grey forecasting* (GM(1,1)) para estimar a arrecadação de impostos diretos na Índia, destacando a evolução consistente da base tributária e a redução dos custos de coleta. Já Zhu (2022) explorou a fusão de múltiplas fontes de *big data* para prever diferentes tributos em Pequim, evidenciando como a integração de informações heterogêneas reduz desvios de previsão. Esses exemplos ilustram o movimento da literatura para metodologias mais sofisticadas e capazes de lidar com a complexidade crescente das receitas públicas.

Outra vertente de estudos refere-se ao uso de variáveis exógenas na modelagem da arrecadação. O Índice de Atividade Econômica do Banco Central (IBC-BR), frequentemente utilizado como proxy para o Produto Interno Bruto (PIB) (Bacen, 2018), é apontado por Pedrosa e Moura (2021) e Mendonça e Medrano (2017) como variável-chave na explicação da dinâmica tributária. Já a taxa de câmbio real apresenta relação inversa com o ICMS incidente sobre importações, mas pode impactar positivamente a arrecadação quando associada ao aumento das exportações e da atividade econômica (Braatz e Gonçalves, 2018). No caso do Rio de Janeiro, a relevância da variável se intensifica devido à forte presença da indústria de petróleo e derivados, que expõe a arrecadação estadual a oscilações externas (RIO DE JANEIRO, 2025).

Mais recentemente, surgiram esforços para incorporar técnicas de aprendizado de máquina. Dornelas et al. (2022) aplicaram redes neurais LSTM à previsão do ICMS fluminense, comparando abordagens univariadas e multivariadas. Os autores concluíram que os modelos multivariados, especialmente quando incorporam variáveis como PIB e consumo de energia, superam tanto os modelos tradicionais quanto os utilizados pela Secretaria da Fazenda do Estado do Rio de Janeiro (SEFAZ-RJ). Esses resultados reforçam a importância de considerar a não linearidade dos dados fiscais e a inserção de variáveis exógenas que reflitam fatores macroeconômicos.

Na tabela 1 tem, de forma resumida, a abordagem dos trabalhos citados e outros analisados. Em síntese, a revisão mostra que, embora a literatura brasileira tenha avançado com diferentes metodologias, como o uso da ARIMA a redes neurais, ainda são limitados os estudos que exploram variáveis macroeconômicas amplas e que dialogam com as especificidades do Rio de Janeiro. Dada a dependência do estado em relação ao ICMS e seu enquadramento no Regime de Recuperação Fiscal, compreender como mudanças estruturais, a guerra fiscal e as

recentes alterações no sistema tributário afetam a arrecadação é fundamental. A próxima seção discute esse contexto, situando o caso fluminense no debate sobre sustentabilidade fiscal e estratégias de previsão de receita.

Tabela 1 - Resumo dos trabalhos estudados.

Referência	Modelo	Tipo de dados	Período	Estado
Cruz (2007)	ARMA	Mensal	1996-2006	PI
Clemente e Clemente (2011)	ARIMA	Mensal	2000-2011	PR
Pessoa et al. (2011)	ARIMA e ARFIMA	Mensal	1998-2011	MG
Scheffer et al. (2014)	ARIMA e SARIMA	Semestral	1997-2014	RS
Chain et al. (2015)	ARIMA e SARIMA	Mensal	1998-2011	MG
Azevedo et al. (2017)	ARIMA	Anual	1995-2011	SP, MG, RJ, RS, PR e BA.
Moço (2017)	ARIMA, Holt-Winters, VEC	Mensal	2003-2015	RJ
Carmo et al. (2019)	Rede Neural, Theta, Holt, ARIMA	Mensal	2000-2018	ES
Gonçalves Júnior et al. (2021)	Holt Winter	Mensal	2010-2017	RJ, SP, MG, ES
Dornelas et al. (2022)	LSTM	Mensal	2002-2019	RJ
Zhu (2022)	Multi-Source Big Data Fusion	Anual	1995-2020	Pequim - China
Kaushik et al. (2024)	Grey Forecasting	Anual	2000-2021	Índia

2.3. Modelo que o Estado do Rio de Janeiro utiliza

O ERJ anualmente realiza suas previsões de arrecadações que são divulgadas através do Projeto de Lei de Diretrizes Orçamentárias. A atual modelagem utiliza o modelo ARIMAX $(2,0,2)(2,1,0)_{[12]}$ com as variáveis exógenas IBC-BR e taxa de câmbio real (RIO DE JANEIRO, 2025). Os resultados publicados, de 2019 a 2024, podem ser observados na tabela 2.

Tabela 2 - MAPE (%) do modelo adotado pelo ERJ de 2019 a 2024

Ano	MAPE (%)
2019	4,1
2020	4,91
2021	6,65

2022	14,16
2023	6,72
2024	4,09

Fonte: Adaptado do PROJETO DE LEI DE DIRETRIZES ORÇAMENTÁRIAS DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO (2025)

2.4.Rio de Janeiro: Regime de Recuperação Fiscal, ICMS e mudança tributária.

De acordo com a Lei de Responsabilidade Fiscal (LRF), a Receita Corrente Líquida (RCL) é o parâmetro central para avaliar a capacidade de solvência dos entes federativos, enquanto as despesas obrigatórias, especialmente com pessoal, previdência e dívida, revelam o grau de rigidez orçamentária. Entre 2014 e 2016, a RCL fluminense sofreu variação negativa em função da queda do preço do petróleo, reflexo do desaquecimento econômico global característico do período, o que resultou com relação entre RCL e as despesas correntes passassem para um limiar superior de 200%, limite estabelecido pela LRF (Alves e Santos, 2024).

Nesse contexto de dificuldades fiscais, o ERJ adere a regimes que visam melhorar sua situação. A implementação da Lei Complementar nº 156/2016 permitiu que os estados tivessem ampliação do pagamento das dívidas por mais 240 meses, somada ao refinanciamento das dívidas ligadas ao Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) e do Fundo de Garantia de Tempo de Serviço (FGTS). Essa legislação, apesar de apresentar uma via para os problemas fiscais, Torrezan e Paiva (2021) concluem que ela não propõe mudança nos problemas estruturais e necessidade de um novo pacto federativo.

Esse cenário levou à adesão ao primeiro Regime de Recuperação Fiscal (RRF) em 2017, instituído pela Lei Complementar nº 159/2017, regulamentada pelo Decreto Federal nº 9.109, de 27 de julho de 2017, tem por objetivo fornecer aos estados com graves desequilíbrios financeiros ferramentas que viabilizem a estabilização de suas contas. A contrapartida é a implementação de medidas emergenciais e de reformas institucionais determinadas em um Plano de Recuperação Fiscal. Para aderir ao regime, o estado atingir três critérios: (i) RCL anual maior que a dívida líquida consolidada do exercício anterior; (ii) o total de suas despesas com pessoal, juros e amortização seja igual ou maior que 70% da RCL; (iii) o valor das obrigações seja maior que a disponibilidade de caixa.

Sobral (2017) ressalta que o processo de recuperação tem que ser feito de forma sustentada. Nesse sentido, uma política que apenas vise o corte de gastos poderá ter um efeito reverso do planejado pela Recuperação Fiscal. A arrecadação tem característica pró-cíclica, no qual momentos adversos irão impactar significativamente o quanto o Estado irá arrecadar de forma negativa. Dessa forma, estratégias fiscais baseadas unicamente em ajuste pelo lado da despesa correm o risco de agravar a fragilidade da receita estadual.

Nos anos seguintes, embora a elevação temporária das receitas de royalties e participações especiais tenha aumentado a média da RCL de 7% para 10% do PIB-RJ entre 2021 e 2022, os gastos obrigatórios continuaram em patamar elevado. As despesas com pessoal, por exemplo, absorveram em média 70% da RCL a partir de 2015, permanecendo próximas desse nível em 2021–2022, acima dos limites prudenciais da LRF. Assim, os dados mais recentes confirmam que, apesar de ganhos conjunturais, não houve ajuste estrutural capaz de reverter a fragilidade fiscal do Estado (Alves e Santos, 2024).

Nesse contexto, ganha destaque a centralidade do ICMS. A arrecadação desse tributo representa cerca de 70% da receita estadual. Apesar disso, observa-se perda relativa de participação, com redução de cerca de 5% ao longo dos últimos anos, mesmo com o crescimento da arrecadação total. Esse movimento pode ser observado na figura 1, que compara a arrecadação total com a arrecadação do ICMS do ERJ. A composição setorial do ICMS também apresenta implicações relevantes, Ribeiro et al. (2020) mostram que a elasticidade da arrecadação fluminense é mais sensível ao setor terciária, seguindo pelo setor secundário, principalmente nas áreas de petróleo e energia.

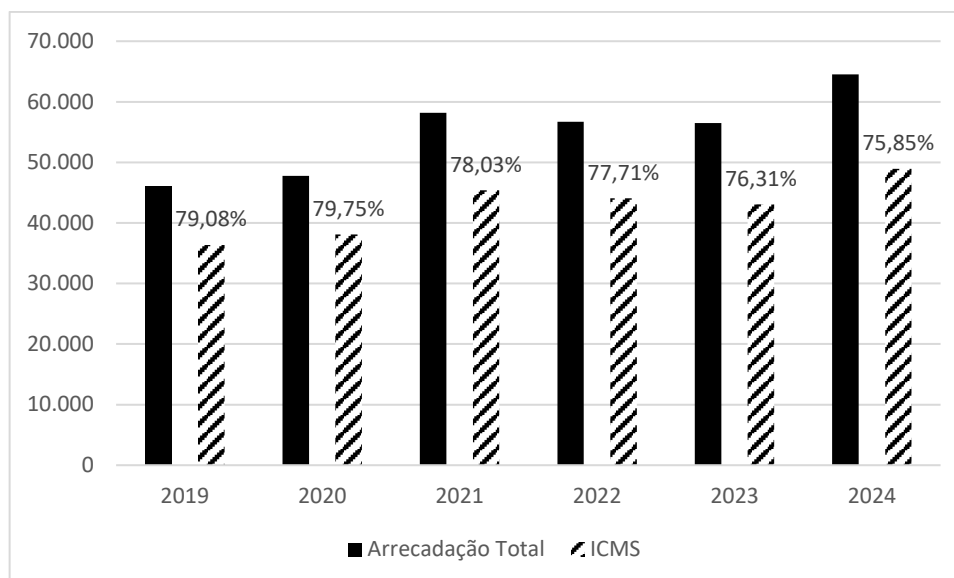


Figura 1 - Comparação entre arrecadação total e a arrecadação de ICMS do ERJ

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025).

O modelo de arrecadação atual do ICMS é baseado na origem da produção, fazendo com que estados produtores sejam favorecidos em detrimento de estados consumidores. Nesse sentido, os estados buscam atrair empresas através de incentivos fiscais na expectativa de aumentarem suas receitas e fomentar o desenvolvimento econômico local.

Essas propostas de incentivos fiscais para trazer essas empresas podem ter impactos negativos na economia, pois a redução desses impostos não irá necessariamente reduzir os preços do produto final, dado que produtos, principalmente os industriais, possuem uma elasticidade negativa em relação a esse tipo de mudança. Além disso, Marques et al (2016) mostram que aplicação de incentivo fiscal tem efeitos limitados sobre o desenvolvimento regional. O estudo permitiu observar que a relação entre os incentivos fiscais e o ICMS foram variados. São Paulo teve incentivos mais tímidos, porém apresentou uma taxa de desenvolvimento ascendente, porém Paraná apresentou taxa de desenvolvimento crescente, mantendo seus incentivos fiscais. Pernambuco demonstrou que apesar dos incentivos ainda necessita melhorar seus índices de desenvolvimento.

A Constituição Federal de 88 confere um papel ativo ao Estado na regulação e promoção do desenvolvimento regional e uma de suas vias será via de incentivos a setores estratégicos via isenções, anistias, remissões, subsídios e concessões. O fato de conceder isenção irá resultar em redução das receitas tributárias, logo é necessária uma contrapartida de benefícios que justifique a ausência da arrecadação, o que é previsto no art. 151 “a concessão de incentivos fiscais destinados a promover o equilíbrio do desenvolvimento socioeconômico entre as

diferentes regiões do País”. Existe uma falta de dados empíricos que possibilitem ver de forma clara essa contrapartida. Além disso, Leão e Portela (2024) ao analisar o programa em relação ao desenvolvimento da Zona Leste de São Paulo verificam que persistem diversos tipos de deficiência como precarização e trabalho informal e a contrapartida fica difícil a mensuração pela ausência de acompanhamentos.

Sousa et al. (2011) verificam que o desenvolvimento local está positivamente associado gestões fiscais eficientes, ou seja, uma positiva relação entre o desenvolvimento municipal e a Lei de Responsabilidade Fiscal. O papel da gestão que otimiza suas ações e faz políticas bem planejadas e executadas acabam por promover desenvolvimento na qualidade de vida em seus municípios.

A guerra fiscal é definida como um fluxo de consumo-concorrência-produção-arrecadação (Boletim, 2024) e é atribuída ao sistema que tributa o produto na origem e não no destino. Estados competem entre si oferecendo benefícios as empresas, promovendo um ciclo de concorrência entre os entes federativos. Esse ciclo acirrou-se após a promulgação da Constituição Federal de 88 e se intensificou nos anos 90, em meio à crise fiscal dos estados. Barcelos e Santos (2018) afirmam que a arrecadação, a partir de 2004, foi afetada principalmente no período tratado pelas guerras fiscais. Em 2005, foi criada a Lei Nº 4533/2005, conhecida como “lei Rosinha” que reduziu a alíquota de 15% para 2% caso se instalassem em determinados municípios do ERJ, principalmente no Noroeste Fluminense esvaziado pelos vizinhos, dado os incentivos fiscais na época. Essa lei foi revogada em 2010 pela Lei Nº5636/2010, conhecida como “Lei Cabral”.

A Lei Complementar nº 24/1975 estabelece as regras para a concessão e revogação de benefícios fiscais relacionados ao ICMS. Apesar da lei, na prática, a guerra fiscal se consolidou como ferramenta política. Lima, (2008) destaca que é complexo avaliar quais os impactos diretos já que o regime tributário vai permitir que outros tipos de impostos sejam direcionados a tal região. Nesse sentido, as consequências dessa disputa podem gerar efeitos ambíguos. Uma região poderá atrair mais investimentos se optar a entrar nela, o que levará a regiões com menor nível de desenvolvimento preferirem pela guerra fiscal, comprometendo ainda mais as suas receitas, que será cada vez menos destinadas aos serviços públicos, tal como obras e infraestrutura.

A Lei Complementar nº 214/2025, sancionada em 16 de janeiro de 2025, regulamenta a Reforma Tributária estabelecida pela Emenda Constitucional nº 132/2023. Essa legislação

promove reestruturação no sistema tributário brasileiro, substituindo tributos existentes, como o ICMS, ISS e outros, por novos impostos com objetivo de simplificar e tornar mais eficientes a arrecadação sobre o consumo. Serão instituídos três novos impostos: Imposto Sobre Bens e Serviços (IBS), Contribuição sobre Bens e Serviços (CBS) e o Imposto seletivo (IS). O IBS será o imposto que irá substituir o ICMS (imposto estadual) e ISS (imposto municipal). O CBS será imposto a nível federal e irá substituir PIS e Cofins e o IS será o imposto sobre atividades que prejudicam a saúde ou meio ambiente.

A transição do ICMS para o IBS será realizada de forma gradual, com previsão de que ocorra entre 2026 a 2033. Durante esse período o ICMS e ISS terão suas alíquotas reduzidas de forma gradual, enquanto o IBS será implementado inicialmente de forma discreta até sua total aplicação. O ano de 2026 será o período inicial para a transição dos impostos. O IBS terá alíquota de 0,1%, que se manterá para os anos de 2027 e 2028. O imposto terá um aumento progressivo a partir de 2029 e em 2033 estará sendo aplicada a alíquota cheia. As alíquotas finais do IBS e CBS serão estabelecidas por leis específicas, editadas pela União, Estados e Municípios. O ICMS e ISS terão uma redução de 10% ao ano em sua alíquota a partir de 2029 até 2033, ano em que esses impostos serão totalmente substituídos.

A reforma tributária propõe que o IBS irá incidir direto no consumidor final. Isso acarreta que as guerras fiscais deixam de fazer sentido, pois não irá mais importar (no sentido fiscal) a localização de tal empresa e sim o comportamento dos consumidores de tal região.

Apesar da reforma tributária em curso e a futura substituição do ICMS pelo IBS, a previsão do ICMS continua sendo de grande relevância, especialmente durante o período de transição entre 2026 e 2033. Nesse período, a previsão da arrecadação continuará estratégica para o equilíbrio fiscal do ERJ. Assim, compreender a dinâmica do tributo no passado e no presente é fundamental para subsidiar o capítulo metodológico, no qual serão aplicados modelos de previsão a fim de mensurar seu comportamento e apoiar o planejamento de políticas públicas.

3. METODOLOGIA

As séries univariadas foram compostas pelos dados mensais de arrecadação de ICMS para o Estado do Rio de Janeiro de janeiro de 1999 até dezembro de 2023, disponibilizados pela Secretaria de Fazenda do Estado do Rio de Janeiro (SEFAZ). As variáveis exógenas, que serão apresentadas na próxima seção, foram disponibilizadas pelo Banco Central do Brasil (Bacen). Os dados hierárquicos do ICMS foram disponibilizados pelo Conselho Nacional de Política Fazendária (CONFAZ).

A série temporal do ICMS será dividida em diferentes conjuntos de treino e teste. O primeiro conjunto de treino foi definido entre janeiro de 1999 até dezembro de 2018 e o conjunto de teste sendo todos os meses de 2019; o segundo conjunto de treino foi definido entre janeiro de 1999 até dezembro de 2019 e o conjunto de teste sendo os meses de 2020; e os demais conjuntos foram construídos seguindo esta evolução até o conjunto de teste de 2023. Como pode ser visto na tabela 3.

Tabela 3 - Conjuntos de treino e teste.

Conjunto	Treino		Teste
	Início	Fim	
1	1999	2018	2019
2	1999	2019	2020
3	1999	2020	2021
4	1999	2021	2022
5	1999	2022	2023

Desta forma, será calculada uma média entre os períodos de treino e teste considerado. Primeiramente, serão ajustados os modelos em cada conjunto de treino e, em seguida, a obtenção das projeções. Portanto, os modelos serão comparados em relação a capacidade preditiva.

O fluxograma (Figura 2) mostra as etapas desenvolvidas nesse trabalho.

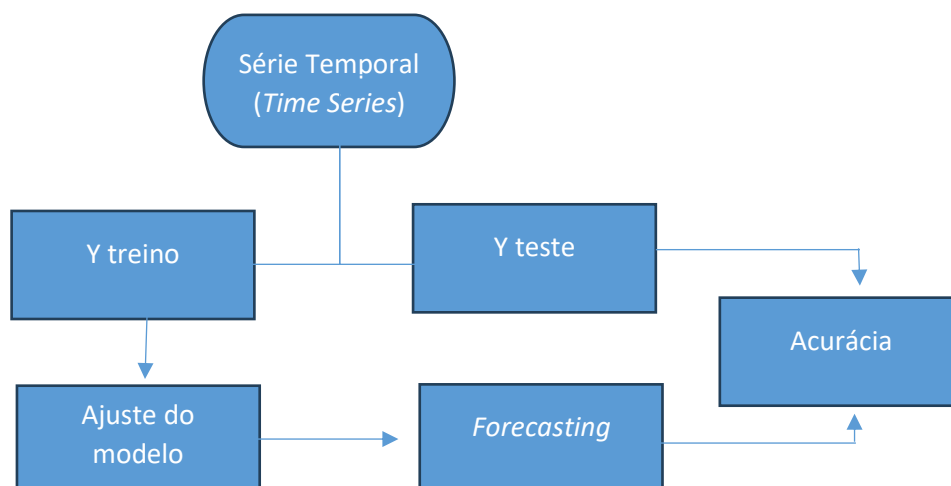


Figura 2 - Fluxograma com as etapas de modelagem do trabalho.

3.1. Variáveis exógenas

O uso das variáveis exógenas que serão utilizadas nos modelos são o Índice de Atividade Econômica do Banco Central (IBC-BR) e a taxa de câmbio real.

O uso do IBC-BR se justifica em refletir as oscilações das atividades econômicas que é captado diretamente pelo ICMS. O índice elaborado pelo Banco Central do Brasil (Bacen) incorpora em sua base a produção industrial, o volume de vendas no comércio varejista ampliado, a agropecuária e a atividade do setor de serviços que em conjunto possibilitam antecipar a tendência do PIB. Segundo Bacen (2018), o índice pode ser utilizado como proxy para a atividade econômica por apresentar uma medida sintética da atividade econômica nacional. Nesse sentido, a relação entre o PIB e o ICMS se confirma pelos estudos de Pedrosa e Moura (2021) e Mendonça e Medrano (2017) que corroboram que o PIB possui comportamento aproximadamente constante no longo prazo e é a principal variável explicativa da dinâmica tributária bruta no Brasil.

Em relação a taxa de câmbio real, uma vez que o imposto incide sobre as importações haverá uma relação inversa, pois a arrecadação tende a diminuir em cenários de desvalorização cambial. Como destacam Braatz e Gonçalves (2018), há variações em como a arrecadação é afetada pela taxa de câmbio de acordo com cada ente federativo, que irá variar dependendo da estrutura produtiva e o grau de inserção no comércio internacional de cada economia regional. Logo, uma desvalorização cambial tende a estimular as exportações e a desincentivar as importações, o que contribui para a melhora da balança comercial e acaba por impactar positivamente o nível de atividade econômica, gerando efeitos indiretos favoráveis sobre a

arrecadação. Por outro lado, a correlação entre o ICMS fluminense e a taxa de câmbio pode ser explicada pela presença forte da indústria de petróleo e derivados no estado, o que torna particularmente sensível a fatores externos (RIO DE JANEIRO, 2025).

3.2. Modelos de séries temporais

Uma série temporal é uma sequência de observações numéricas que descrevem a evolução de um fenômeno ao longo de um intervalo de tempo (BOX e JENKINS, 1970). Ela é caracterizada por variáveis que mudam ao longo do tempo e pode ser usada para modelar, prever ou descrever uma dinâmica de um fenômeno. Essa série pode apresentar componentes de tendência, sazonalidade e aleatoriedade. Uma série é dita estacionária quando suas propriedades estatísticas, como média, variância e correlação, não alteram ao longo do tempo. Ou seja, não possuem tendência ou sazonalidade que irão ser significativas na série.

Nesse trabalho a série temporal mensal de ICMS será representada por Y_t , com $t = 1, 2, \dots, T$ e T sendo a quantidade de meses da série.

3.3. Modelo Ingênuo Sazonal

Os modelos ingênuos realizam a previsão para o através da observação do período anterior. No caso do modelo com sazonalidade, o valor considerado é referente ao período anterior no qual a sazonalidade ocorre, ou seja, se estamos prevendo o valor para janeiro do próximo ano, o modelo irá usar o valor de janeiro do ano anterior, assumindo o mesmo padrão sazonal a cada ciclo.

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_{t+1-s}, \quad (1)$$

em que s é o período da série temporal ($s = 12$).

3.4. Modelo de Suavização Exponencial

O modelo de suavização exponencial é obtido a partir do algoritmo ETS (Erro, Tendência, Sazonalidade), proposto por Hyndman et al. (2008). Esse modelo considera as médias móveis de períodos anteriores com pesos, sendo maiores a observações recentes, para fazer as previsões. O modelo simples é representado da seguinte forma, sem considerar tendência e sazonalidade:

$$\bar{Y}_t = \alpha Y_t + \alpha(1 - \alpha)Y_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 Y_{t-2} + \dots, \quad (2)$$

em que \bar{Y}_t é um valor aproximadamente suavizado e α é a contante de suavização, $0 < \alpha < 1$.

A suavização exponencial de Holt considera os efeitos da tendência nas previsões, contendo uma suavização para o nível e outro para a tendência. É expressa pelas seguintes equações:

Equação previsão:

$$\hat{Y}_t(h) = \bar{Y}_t + h\hat{T}_t \quad (3)$$

Equação nível:

$$\bar{Y}_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(\bar{Y}_{t-1} + \hat{T}_{t-1}) \quad (4)$$

Equação tendência:

$$\hat{T}_t = \beta(\bar{Y}_t - \bar{Y}_{t-1}) + (1 - \beta)\hat{T}_{t-1} \quad (5)$$

Onde, h é o horizonte de previsão, \hat{T}_t é a estimativa da tendência da série no tempo t e β é o parâmetro de suavização para a tendência que varia entre $0 < \beta < 1$.

Por fim, o modelo dentro do algoritmo ETS que usa todos os componentes é chamado de método de Holt-Winters. Esse modelo capta a sazonalidade e a tendência da série. Ele pode ser calculado tanto de forma aditiva quanto multiplicativa.

O modelo aditivo representa a componente sazonal em termos absolutos e a série é ajustada subtraindo o componente sazonal. As equações a seguir mostram como é o modelo aditivo de Holt-Winters:

Equação previsão:

$$\hat{Y}_{t+h|t} = \ell_t + h b_t + s_{t+h-m(k+1)} \quad (6)$$

Equação nível:

$$\ell_t = \alpha(z_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (7)$$

Equação tendência:

$$b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1} \quad (8)$$

Equação sazonalidade:

$$s_t = \gamma(z_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (9)$$

No método multiplicativo de Holt-Winters a componente sazonal é representada em termos relativos e a série é ajustada sazonalmente pela divisão da componente sazonal. As equações a seguir demonstram como é representado o modelo:

Equação previsão:

$$\hat{Y}_{t+h|t} = (\ell_t + hb_t)s_{t+h-m(k+1)} \quad (10)$$

Equação nível:

$$\ell_t = \alpha \frac{z_t}{s_{t-m}} + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (11)$$

Equação tendência:

$$b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1} \quad (12)$$

Equação sazonalidade:

$$s_t = \gamma \frac{z_t}{\ell_{t-1} + b_{t-1}} + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (13)$$

3.5. Modelos ARIMA

Os modelos ARIMA de Box & Jenkins determinam o processo estocástico adequado para representar uma determinada série temporal através da passagem de um ruído branco por um filtro linear (BOX e JENKINS, 1970) A metodologia de Box-Jenkins consiste em ajustar modelos autoregressivos integrados de médias móveis (ARIMA) a série temporal.

3.5.1. Modelo autoregressivo de ordem p (AR (p))

O AR(p) é uma regressão que é dada a partir de uma combinação linear dos valores observados passados de uma determinada série, ou seja, leva em consideração a variável contra ela mesma no passado. O valor de p indica quantos termos autoregressivos são considerados. Pode ser expresso pela seguinte equação:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t, \quad (14)$$

em que Y_t representa a variável dependente no tempo t , c é o intercepto da regressão que captura o valor médio da contante Y_t ao longo do tempo, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ são os coeficientes autoregressivos e indicam o peso ou influência dos valores passados sobre o Y_t , os termos $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ são os valores defasados da variável dependente e e_t é o termo de erro no tempo t .

3.5.2. Modelo de médias móveis (MA (q))

O modelo de médias móveis de ordem q ou MA (q) é definido por

$$Y_t = c + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_p e_{t-p}, \quad (15)$$

em que $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ são os coeficientes da média móvel e indicam o peso dos erros passados sobre o valor de Y_t e $e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}$ representam os erros defasados da série.

3.5.3. Modelo de autoregressivos e de médias móveis de ordem p e q (ARMA (p,q))

A composição completa do modelo ARMA (p,q) é a combinação dos modelos AR(p) e MA(q) e é representada pela seguinte equação:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_p e_{t-p} + e_t \quad (16)$$

O modelo ARMA(p,q) será válido apenas para séries estacionárias. Considerando $W_t = \Delta^d Y_t$ seja uma série estacionária, em que Δ^d é o operador da diferença simples, pode se escrever W_t pelo modelo ARMA(p,q),

$$\Phi(B)W_t = \theta(B)e_t, \quad (17)$$

em que $\Phi(B)$ é o operador autoregressivo de ordem p; $\theta(B)$ é o operador de médias

móveis de ordem q e e_t é um ruído branco.

3.5.4. Modelo ARIMA sazonal (SARIMA)

O processo autoregressivo integrado de médias móveis é denominado ARIMA (p,d,q) . Esse modelo considera a d -ésima diferença em $W_t = \Delta^d Y_t$ para tornar a série estacionária. Pode ser expressa pelo seguinte modelo:

$$W_t = c + \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} - \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_p e_{t-p} + e_t \quad (18)$$

Ou,

$$\Phi(B) \Delta^d Y_t = c + \theta(B) e_t \quad (19)$$

A estrutura do modelo ARIMA sazonal (SARIMA) de Box-Jenkins de ordem $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ é dada por

$$\varphi(B) \Phi(B^s) \nabla^d \nabla_s^D Y_t = \theta(B) \theta(B^s) e_t \quad (20)$$

em que $\varphi(B)$ é o operador autoregressivo de ordem p ; $\theta(B)$ é o operador de médias móveis de ordem q ; $\Phi(B^s)$ é o operador autorregressivo sazonal de ordem P ; $\theta(B^s)$ é o operador de médias móveis sazonal de ordem Q ; ∇^d é o operador da diferença simples e; ∇_s^D é o operador da diferença sazonal; e_t é um ruído branco.

3.5.5. Modelo ARIMA sazonal com variável exógena (SARIMAX)

O modelo SARIMA possui a capacidade integrar variáveis exógenas, processo no qual pode possibilitar aumentar o poder de previsão do mesmo. A estrutura do modelo SARIMA com variáveis exógenas (SARIMAX) é dada por

$$\varphi(B) \Phi(B^s) \nabla^d \nabla_s^D Y_t = \beta x'_t + \theta(B) \theta(B^s) e_t, \quad (21)$$

em que $\beta x'_t$ é o vetor que inclui as variáveis de entradas exógenas k no tempo t e β é o coeficiente da variável exógena k .

3.5.6. Função de autocorrelação e função de autocorrelação parcial

A função de autocorrelação (FAC) mede a correlação entre os valores de uma série temporal e seus valores defasados em diferentes intervalos de tempo. Pode ser obtido através da seguinte expressão:

$$\rho_k = \frac{Cov(r_t, r_{t-k})}{Var(r_t)} \quad (22)$$

A FAC auxilia na identificação de defasagens que contribuem para o comportamento da série estudada.

A função de autocorrelação parcial mede a correlação entre valores da mesma série, porém controlando ou eliminando a influência de defasagens intermediárias. É obtido regredindo para cada defasagem j a variável dependente Y_t contra as defasagens intermediárias.

A FAC e FACP auxiliam na identificação da ordem dos modelos ARIMA apresentados anteriormente. O modelo AR(p) utiliza a FACP para identificar a ordem; o modelo MA(q) utiliza a FAC para identificar a ordem; o modelo ARMA(p,q) utiliza tanto a FAC (para o q) quanto a FACP (para o p) para identificar a ordem; o modelo ARIMA(p,d,q) primeiro diferencia e depois utiliza tanto a FAC (para o q) quanto a FACP (para o p) para identificar a ordem; o modelo SARIMA(p,d,q)x(P,D,Q) analisa a FAC (para a sazonalidade e para o q) quanto a FACP (para a sazonalidade e para o p) para identificar a ordem.

3.6. Modelos de Redes Neurais

3.6.1. Modelos de redes neurais autorregressivas (NNAR)

O modelo de redes neurais autorregressivas, $NNAR(p, P, k)_m$, leva em consideração uma rede *feedforward* com uma única camada oculta, p entradas, k nós na camada oculta, P defasagens sazonais e m períodos (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018; VELOZ et al., 2016). O esquema das camadas pode ser observado na figura 3.

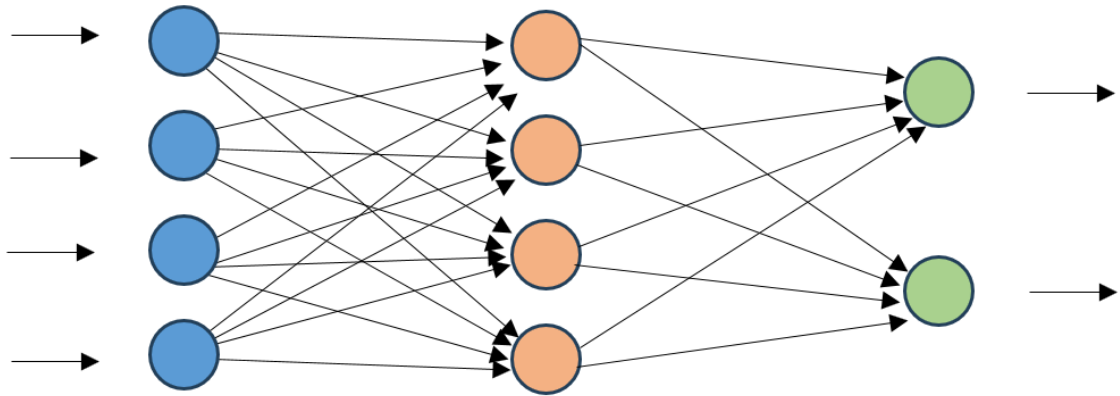


Figura 3 - Organização em camadas.

3.6.2. Modelos de redes neurais *multilayer perceptron* (MLP)

A rede *multilayer perceptron* (MLP) é uma rede que utiliza o algoritmo de retropropagação (*Backpropagation*) e ela é baseada na aprendizagem por correções de erros. O treinamento supervisionado de uma MLP consiste em duas etapas: A primeira etapa os padrões são apresentados a camada de entrada e a partir dessa camada as unidades computam as respostas que é estabelecida na camada de saída. Na segunda etapa é propagada a partir da camada de saída até a entrada, com os pesos de conexão entre as camadas internas sendo alteradas usando a regra delta generalizada. A partir da rede treinada e se atinge a um erro aceitável, ela pode ser usada como procedimento para classificar novos dados. Com isso, a rede pode ser usada em modo progressivo (feedforward), com novas entradas sendo exibidas nas camadas de entrada, sendo processadas nas camadas ocultas e seus resultados aparecendo nas camadas de saída. O que ocorre no treinamento, porém sem a retropropagação do erro (Chauvin e Rumelhart, 1995).

3.7. Séries temporais hierárquicas

O modelo com estrutura hierárquica (Hyndman, 2011) desagrega a série temporal em camadas. Na figura 3 é exemplificada essa estrutura. A primeira camada, o $y_{i,t}$, representa o nível mais alto dessa hierarquia de uma observação no tempo t da i -ésima série temporal, para $i = 1, 2, \dots, N$, ou seja, o “total” dessa hierarquia. A decomposição ocorre em n séries desagregadas $x_{i,j,t}$, formando dois níveis da hierarquia do modelo. T é a função de uma quantidade conhecida $z_{i,j,t}$ para cada série $x_{i,j,t}$ para $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, n_i$, e $t = 1, 2, \dots, T$.

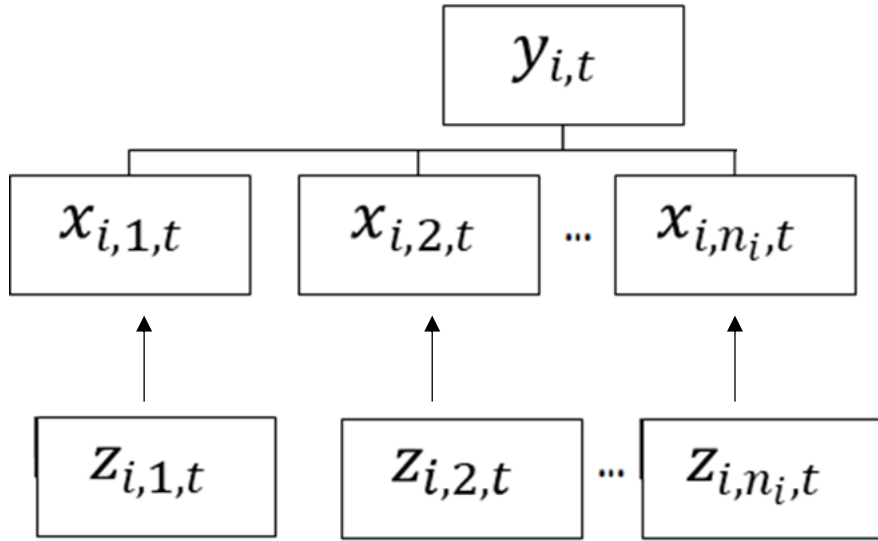


Figura 4 - Estrutura hierárquica com dois níveis.

Assim, o modelo determinístico para cada série temporal hierárquica é dado por

$$y_{i,t} = \sum_{j=1}^{n_i} x_{i,j,t}, \quad (23)$$

$$x_{i,j,t} = g(z_{i,j,t}). \quad (24)$$

A abordagem será utilizada na forma apresentada na figura 4 com os setores da economia do Estado do Rio de Janeiro sendo divididos. A camada superior é representada pela soma de todos os componentes, sendo o total da arrecadação do ICMS para o período tratado. A segunda camada está dividida, respectivamente, setor primário, setor secundário, setor terciário, dívida ativa e outros. A terceira camada está dividida, respectivamente, setor primário, energia do setor secundário, combustível do setor secundário, outras formas não classificadas do setor secundário, arrecadação do setor atacadista, arrecadação do setor varejista, arrecadação do setor de transportes, arrecadação do setor de comunicações, energia do setor terciário, combustível do setor terciário, outras formas não classificadas do setor terciário, dívida ativa, outras arrecadações não classificadas nos principais setores.

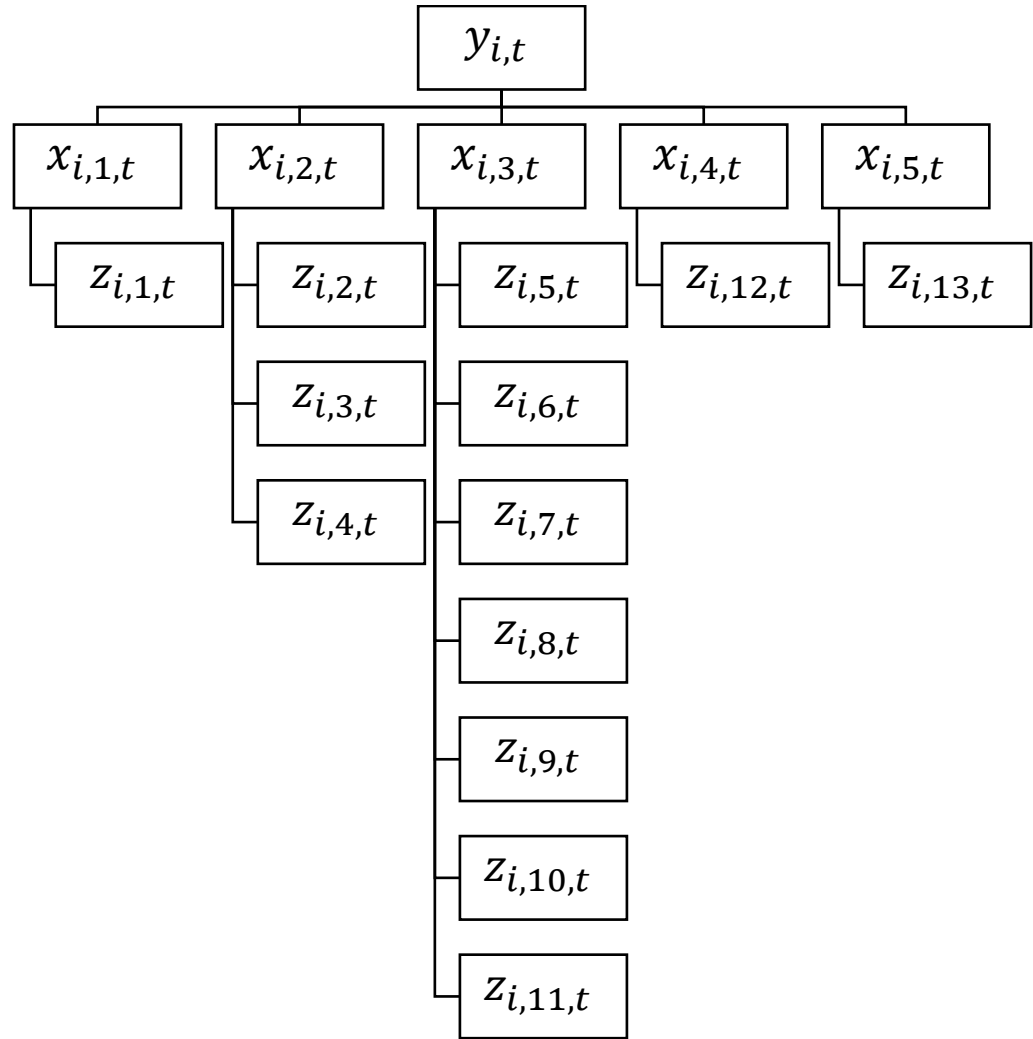


Figura 5 - Estrutura hierárquica da arrecadação do ICMS do Estado do Rio de Janeiro.

3.7.1. Abordagem *bottom-up*

Os modelos hierárquicos envolvem a seleção de um nível de agregação e previsões para o nível especificado. A abordagem *bottom-up* seleciona a ordem de previsões dos níveis inferiores afim de gerar as previsões da série do nível mais baixo e, em seguida, realizar a soma dessas previsões para produzir previsões para todas as séries da estrutura. Logo, sua vantagem é o fato de não perder nenhuma informação devido a agregação. Porém, a modelagem dos níveis mais baixos pode ser mais difícil de modelar e prever (HYNDMAN E ATHANASOPOULOS, 2018).

3.7.2. Abordagem *Top-down*

A abordagem *Top-down* realiza as previsões do topo dessa hierarquia e depois separa em proporções para compor as previsões das camadas inferiores e seus elementos dessa estrutura. Na literatura há diversos métodos para captar essas proporções. Um desses métodos é

através da equação:

$$p_j = \frac{\sum_{t=1}^T \frac{y_{j,t}}{T}}{\sum_{t=1}^T \frac{y_t}{T}} \quad (25)$$

A proporção é captada por p_j em que $j = 1, \dots, m$. A p_j calcula a média do valor histórico da série em relação ao valor histórico total da série de forma agregada de y_t .

A finalidade das previsões obtidas para esse trabalho é o valor agregado da série y_t , então não será necessário ser calculado os valores dessas proporções para essa série. Nesse sentido, essa abordagem acabará por trazer uma série univariada por se tratar apenas do topo dessa hierarquia e, por consequência, não será capaz de captar os comportamentos da base dessa estrutura.

3.8. Medidas de Acurácia

Um dos objetivos é avaliar quais são os melhores modelos. Para isso é necessária uma métrica que avalie o desempenho dos modelos. A seguir serão descritas as principais métricas de desempenho adotados pela literatura.

3.8.1. Erro Percentual Médio Absoluto (*Mean absolute percentagem error* - MAPE)

O erro percentual médio absoluto (MAPE) mensura a média simples para as diferenças entre a série estimada e a série real.

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \right) * 100 \quad (26)$$

Onde Y_t é o valor real no tempo t e \hat{Y}_t é o valor estimado no tempo t .

3.8.2. Raiz do erro quadrático médio (*Root Mean Squared Error* - RMSE)

A raiz do erro quadrático médio (RMSE) calcula a diferença entre a série projetada e a real ao quadrado e tira uma média simples de seus valores.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (27)$$

Onde Y_t é o valor real no tempo t e \hat{Y}_t é o valor estimado no tempo t .

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Análise Exploratória

Na figura 1 é apresentada a evolução da arrecadação do ICMS no ERJ. É possível notar, ao observar os dados mensais de arrecadação do ICMS, que, além da trajetória ascendente, há um padrão sazonal ao longo do tempo (FIGURA 6 (a)). A figura 6 (b) mostra a trajetória anual da arrecadação do ICMS através do gráfico de boxplot. Pode-se observar nesta figura variabilidade para o ano de 2020.

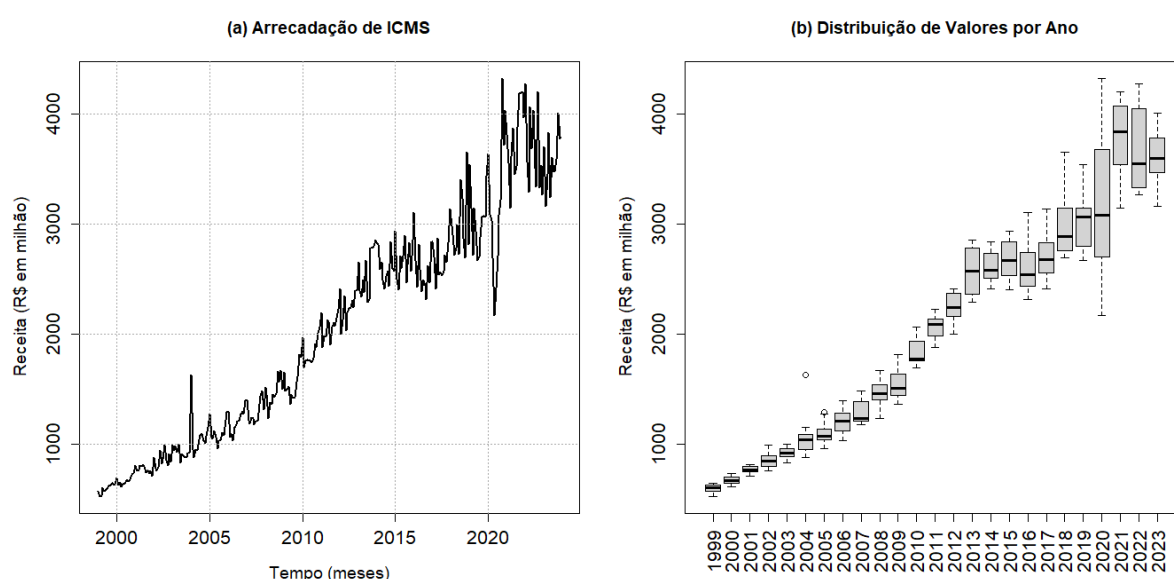


Figura 6 - Arrecadação e tendência ao longo do tempo

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2024).

A variabilidade verificada para o ano de 2020 possivelmente está associada a pandemia de COVID-19. Com isso, é possível notar as variabilidades da arrecadação ao longo do tempo por conta de grandes eventos e a pandemia da COVID-19. Esse movimento do setor terciário, reflete na sazonalidade encontrada na arrecadação (Figura 7), por conta dos períodos do ano que o comércio está aquecido. Esse argumento foi reforçado por Matos et al. (2017) indicando que a área de serviços tem apresentado uma maior importância ao longo dos anos.

Na figura 6, pode-se observar ocorrência de variabilidade para os anos de 2005 e 2010, esse movimento é um reflexo de como as questões políticas estão diretamente associadas com o nível de arrecadação e sua variabilidade, com os choques causadas pelas guerras fiscais. Se observado o ano de 2005 na figura 5, é possível notar que apesar do aumento da arrecadação em relação ao ano anterior, permanece os valores em torno da mediana similares ao ano anterior.

Ao observar esse período, nota-se o salto da arrecadação do ano de 2009 para 2010. O aumento exponencial de arrecadação em 2013 é atribuído principalmente a performance do setor de petróleo e gás, devido a performance da Petrobrás (SEFAZ, 2024).

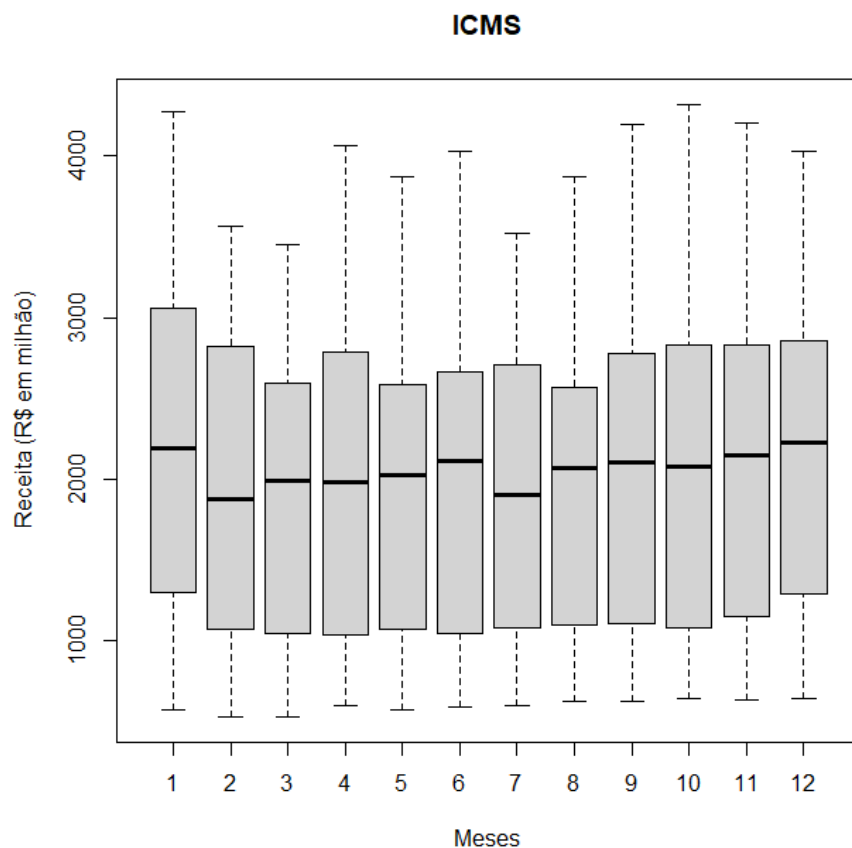


Figura 7 - Distribuição da arrecadação do ICMS concatenada em meses.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2024).

Para melhor verificar esse processo de tendência e sazonalidade pode se utilizar o método de decomposição STL (*Seasonal and Trend Decomposition using Loess*). A figura 8 mostra a decomposição STL, separando a série temporal de arrecadação em tendência, sazonalidade e resíduo. O componente de tendência mostra a evolução da arrecadação ao longo dos anos confirmando que a arrecadação vai aumentando ao longo do tempo. A série possui uma sazonalidade bem clara que fica destacado quando se é decomposto pelo gráfico da figura 8. O gráfico do erro demonstra fatores da economia fluminense que afetaram sua arrecadação, pode se notar que a década de 2010 possui uma instabilidade maior que a década anterior devido à crise fiscal característica da economia fluminense e que ela foi afetada profundamente pela pandemia da covid-19.

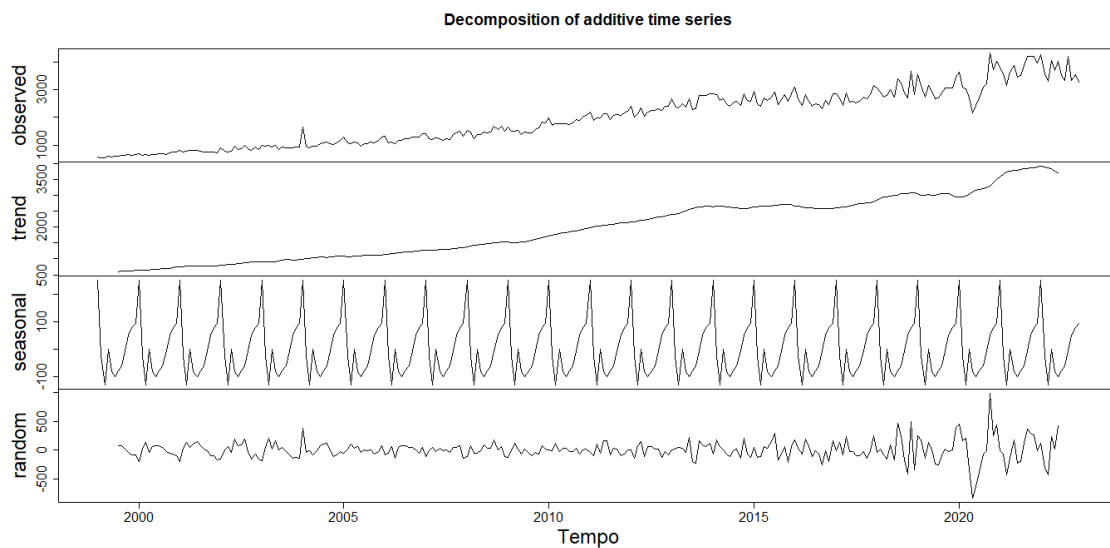


Figura 8 - Decomposição da série temporal em STL da arrecadação de ICMS.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2024).

A figura 9 mostra a autocorrelação da arrecadação de ICMS durante o período tratado e nela podemos ratificar como que determinadas políticas públicas terão seu impacto ao longo do tempo, transmitindo tendência e sazonalidade como já foi tratada acima. Os anos que possuem correção alta, são períodos que ocorreram grandes eventos no Estado, como jogos Pan Americanos (2007) e Olimpíadas (2016), alteração de políticas tributárias e aumento da performance da Petrobrás devido ao pré-sal.

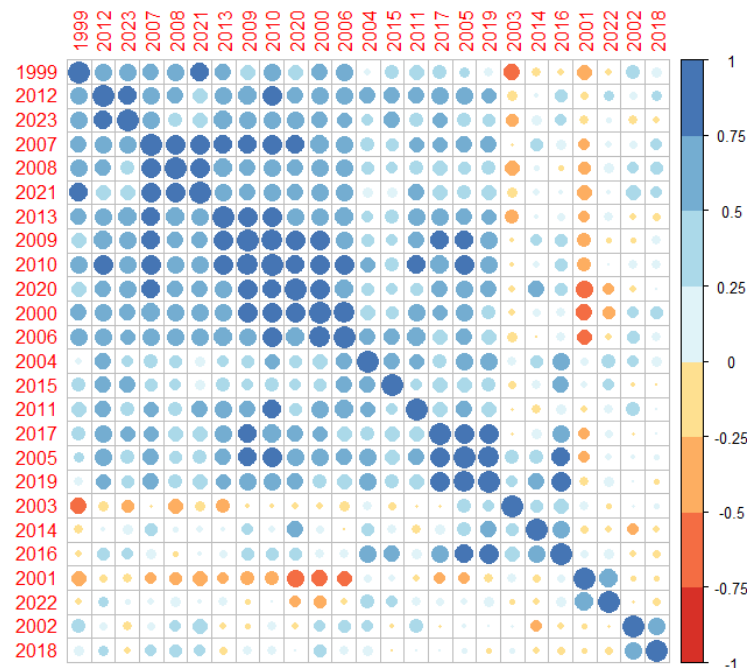


Figura 9 - Correlação entre os anos da série.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2024)

A estrutura hierárquica considerada nesse trabalho é formada pelo primeiro nível, sendo formado pela série temporal do valor total da arrecadação do ICMS (figura 10), o segundo nível, sendo formado pelas séries temporais dos setores primário, secundário, terciário, dívida ativa e outros (figura 11) e o terceiro nível, sendo formado pelas séries temporais dos setores primário, secundário energia, secundário combustíveis, secundário outras, terciário atacadista, terciário varejista, terciário transportes, terciário comunicação, terciário energia, terciário combustíveis, terciário outros, dívida ativa, outras (figura 12).

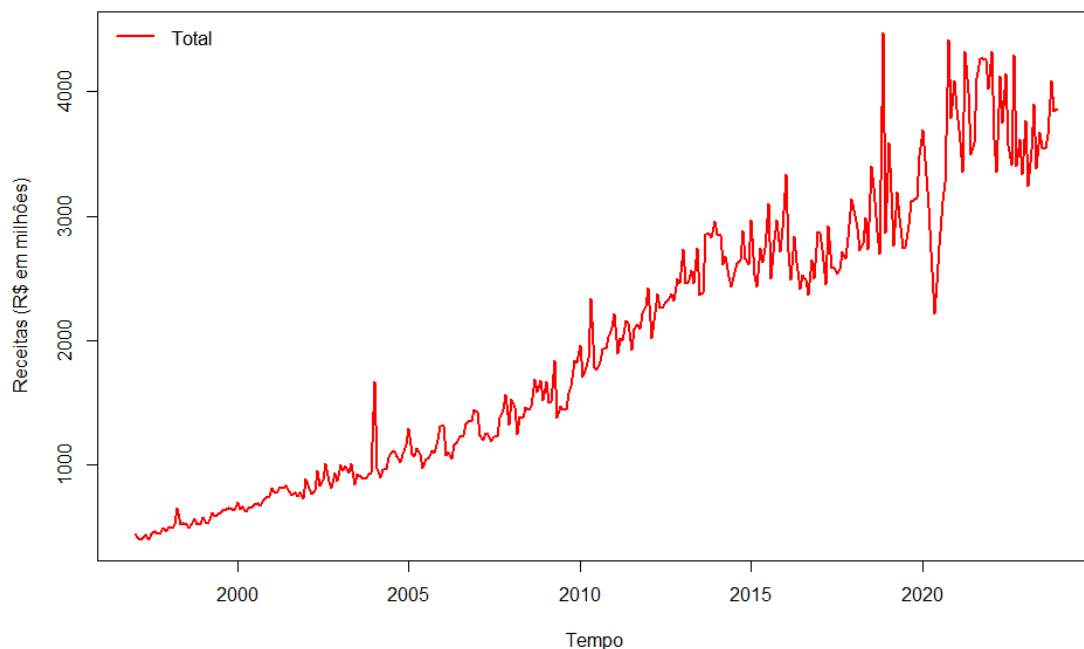


Figura 10 - Evolução da arrecadação total do ICMS representada no primeiro nível ao longo do tempo.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

O comportamento da série agregada do nível superior foi apresentado anteriormente. Para ilustrar melhor, a figura 11 contém o segundo nível que demonstra os principais setores da economia do ERJ que tem maior poder de arrecadação do ICMS. O setor terciário apresenta o maior nível de arrecadação em relação aos demais setores com o setor secundário logo em seguida. Os demais setores não apresentam grandes volumes expressivos de arrecadação, porém, apresentam picos ao longo da série.

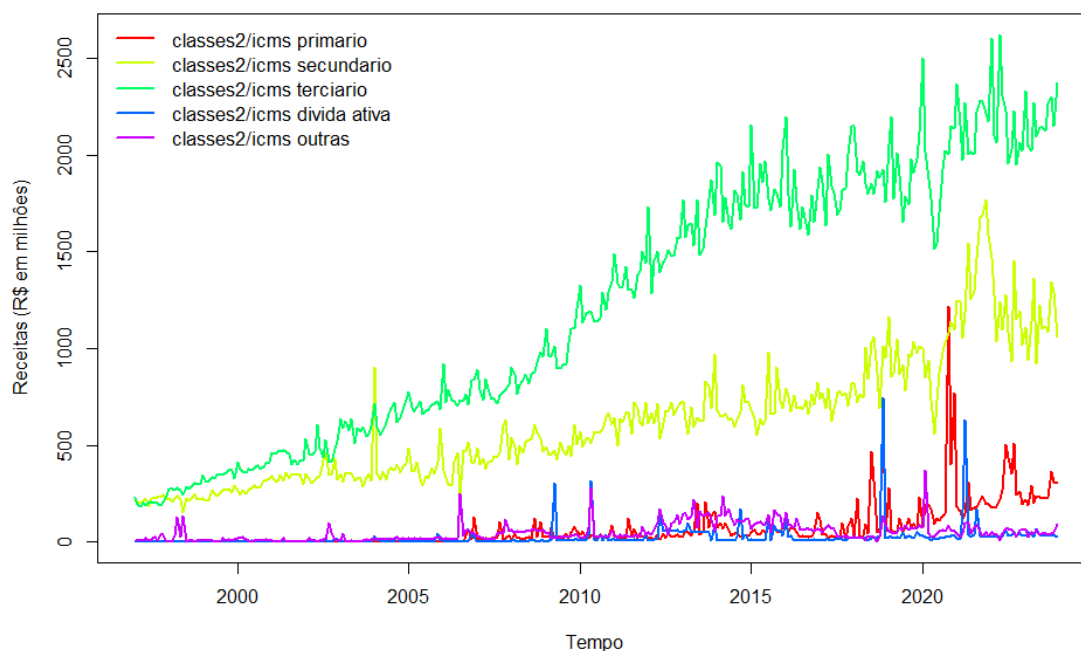


Figura 11 - Evolução dos setores representados no segundo nível ao longo do tempo.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

Observando o nível inferior através da figura 12, os principais setores que mais arrecadaram na série histórica foram o setor terciário atacadistas, setor terciário energia, setor terciário comunicação, setor terciário varejista e setor secundário combustível. Os outros setores que arrecadaram de forma menos expressiva foram setor terciário outros, setor primário, setor terciário combustível, outras, setor terciário transportes, setor secundário energia e dívida ativa.

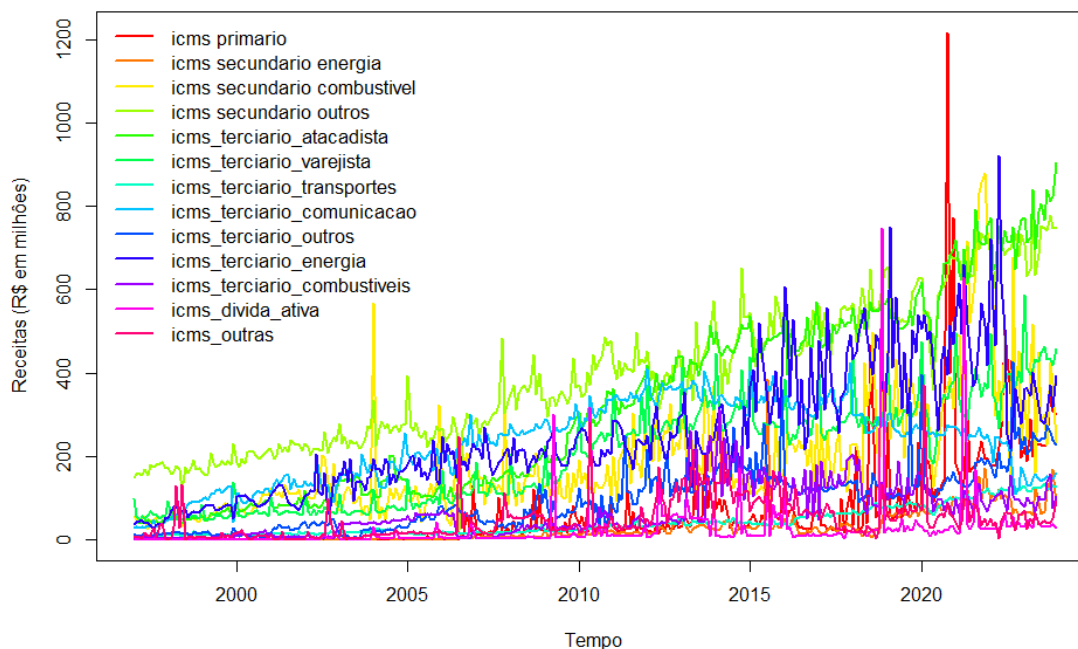


Figura 12 - Evolução dos setores representados no terceiro nível ao longo do tempo.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

4.2. Discussão dos resultados

A aplicação dos modelos de previsão, considerando dados em valores reais e nominais, permitiu identificar diferenças significativas no desempenho das estimativas. De modo geral, a deflação dos dados mostrou-se fundamental para a obtenção de resultados mais consistentes, uma vez que reduziu distorções ocasionadas pela inflação. Esse achado corrobora a importância de trabalhar com séries ajustadas em análises fiscais de médio e longo prazo, nas quais a inflação tende a mascarar tendências estruturais da arrecadação.

Tabela 4 - MAPE médio e RSME médio dos modelos reais univariados.

Modelos	MAPE (%)	RMSE
Ingênuo Sazonal	13,46	357,70
ETS	9,32	226,47
SARIMA	11,91	299,07
NNAR	11,77	289,86
MLP	11,00	273,35

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Nos exercícios com modelos univariados (tabela 4), tanto em termos reais quanto nominais, a suavização exponencial (ETS) destacou-se como o método de melhor desempenho médio. Porém, observou-se limitação comum a todas as modelagens: a dificuldade em capturar choques abruptos, como aqueles verificados em 2020, em decorrência da pandemia, e em 2022, em razão de oscilações macroeconômicas. Essa fragilidade é particularmente relevante do ponto de vista da gestão pública, dado que os períodos de crise são justamente os que mais demandam previsões confiáveis.

A inclusão de variáveis exógenas produziu resultados heterogêneos, mas que merecem destaque (tabela 5). Entre os testes realizados, o modelo MLP incorporando a taxa de câmbio apresentou a menor média de erro, sugerindo que fatores externos associados à economia internacional exercem influência significativa sobre a arrecadação estadual. Por outro lado, verificou-se que o IBC, indicador da atividade doméstica, mostrou maior capacidade explicativa em modelos hierárquicos, o que indica que variáveis internas se revelam mais robustas para capturar a dinâmica do ICMS em nível estadual. Ainda assim, mesmo com o uso de variáveis adicionais, os modelos mantiveram limitações em antecipar adequadamente os choques de 2020 e 2022.

Tabela 5 - MAPE médio e RSME médio dos modelos reais com variáveis exógenas.

Variável Exógena	Modelos	MAPE (%)	RMSE
IBC e Câmbio	SARIMAX	12,25	301,65
	NNAR	11,66	284,93
	MLP	11,69	297,35
IBC	SARIMAX	12,75	305,80
	NNAR	13,24	316,03
	MLP	10,84	254,75
Câmbio	SARIMAX	10,83	266,50
	NNAR	11,16	278,37
	MLP	10,11	268,87

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Na comparação entre estruturas hierárquicas, os resultados evidenciaram clara superioridade da abordagem bottom-up em relação ao top-down. O modelo ETS bottom-up obteve a maior acurácia média (tabela 6), tanto em valores reais quanto nominais, reforçando a literatura que associa ganhos preditivos ao maior detalhamento da base hierárquica. Essa constatação é particularmente relevante para o Estado do Rio de Janeiro, cuja arrecadação apresenta elevada concentração em setores específicos, o que torna a incorporação das

dinâmicas setoriais essencial para previsões mais precisas. Para os modelos ARIMA, os testes de resíduo indicaram que a maior parte das séries se comportam como ruído branco, indicando ajuste adequado. Os parâmetros completos estão apresentados na Tabela C do Anexo C.

Tabela 6 - MAPE médio e RSME médio dos modelos hierárquicos reais univariados.

Estrutura	Modelos	MAPE (%)	RMSE
Bottom-Up	SARIMA	10,33	247,27
	ETS	8,52	213,86
Top Down	SARIMA	11,46	289,74
	ETS	9,27	225,51

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

A análise dos modelos hierárquicos com variáveis exógenas confirmou essa tendência: o SARIMAX bottom-up, com inclusão do IBC, apresentou o melhor desempenho entre as especificações testadas (tabela 7). Tal resultado evidencia a centralidade da atividade econômica interna como principal determinante da arrecadação estadual. O câmbio, embora tenha produzido ganhos pontuais em modelos não hierárquicos, mostrou-se menos estável como preditor agregado. Essa diferença entre variáveis externas e internas indica a necessidade de criteriosa seleção dos determinantes a serem incorporados em modelos de previsão fiscal.

Tabela 7 - MAPE médio e RSME médio dos modelos hierárquicos reais com variáveis exógenas.

Variável Exógena	Estrutura	MAPE (%)	RMSE
IBC e Cambio	<i>Bottom-Up</i>	11,14	269,38
	<i>Top-Down</i>	12,25	301,67
IBC	<i>Bottom-Up</i>	9,38	228,00
	<i>Top-Down</i>	12,17	297,44
Câmbio	<i>Bottom-Up</i>	11,00	270,91
	<i>Top-Down</i>	10,83	266,54

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

A comparação com o modelo oficial atualmente utilizado pela Secretaria de Fazenda do Estado do Rio de Janeiro mostrou que o modelo *bottom-up* ETS superou a metodologia vigente em parte dos anos analisados, especialmente em 2022, 2023 e 2024, como pode ser observado na tabela 8. Esse resultado sugere que abordagens alternativas podem gerar ganhos concretos de acurácia. Não obstante, o modelo oficial obteve desempenho superior em anos anteriores, possivelmente em virtude de ajustes empíricos ou calibragem realizada em contexto de menor volatilidade. Esse comportamento heterogêneo reforça a noção de que não há um modelo único

capaz de se sobressair em todas as circunstâncias, mas sim a necessidade de permanente revisão metodológica.

Tabela 8 - Comparação entre modelo adotado pelo ERJ e o modelo com maior acurácia

Ano	MAPE (%) SEFAZ	MAPE (%) ETS Bottom-Up
2019	4,1	4,3
2020	4,91	14,53
2021	6,65	7
2022	14,16	10,11
2023	6,72	5,16
2024	4,09	3,99

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

De forma mais ampla, os resultados apontam para a ausência de um modelo plenamente robusto frente a choques recentes. A pandemia de 2020 e as flutuações de 2022 expuseram a limitação estrutural das técnicas em antecipar eventos exógenos abruptos. Esse diagnóstico abre espaço para a incorporação de variáveis dummy ou de mecanismos de ajuste que capturem períodos de crise, de modo a reduzir erros sistemáticos em cenários de elevada incerteza.

A evolução da arrecadação do ICMS de 2023 a 2032 é ilustrada na figura 13, utilizando o modelo hierárquico com estrutura *bottom-up* ETS. A primeira coluna é representada pela arrecadação do ICMS ao longo dos anos. A segunda coluna contém a arrecadação descontada do valor referente a reforma tributária, percentualmente, ao longo dos anos. As previsões obtidas indicam trajetórias consistentes de arrecadação, ainda que condicionadas às premissas relacionadas à reforma tributária. Esse exercício demonstra, ao mesmo tempo, o potencial de planejamento de médio prazo proporcionado pelo modelo e os riscos inerentes à dependência de uma metodologia em um contexto de transformação institucional profunda, como o processo de transição do sistema tributário atualmente em curso no Brasil.

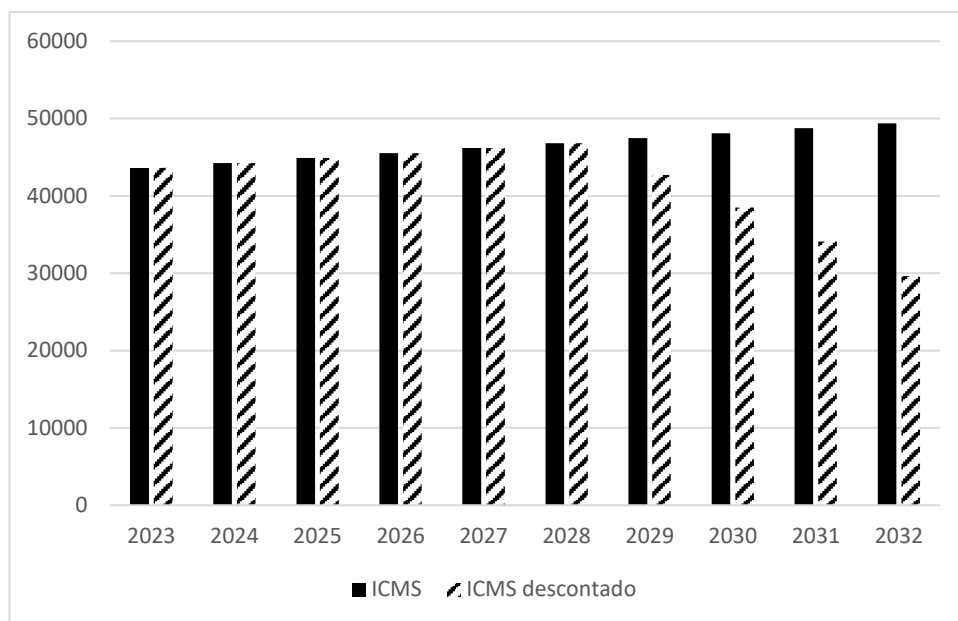


Figura 13 - Previsão anual do ICMS até o ano de 2032 e previsão descontada da reforma tributária.

Por fim, cabe ressaltar as implicações dos resultados para a gestão fiscal estadual. Previsões mais acuradas contribuem para a melhoria do equilíbrio orçamentário, viabilizando maior previsibilidade da execução de despesas e facilitando o cumprimento das disposições da Lei de Responsabilidade Fiscal. Para um ente federativo submetido ao Regime de Recuperação Fiscal, como é o caso do Rio de Janeiro, o aprimoramento das metodologias de previsão da arrecadação não constitui apenas uma vantagem analítica, mas uma necessidade prática. Em síntese, embora o ETS bottom-up tenha se mostrado o modelo mais promissor, permanece espaço para avanços, sobretudo no que se refere à incorporação de variáveis explicativas e ao tratamento de choques excepcionais.

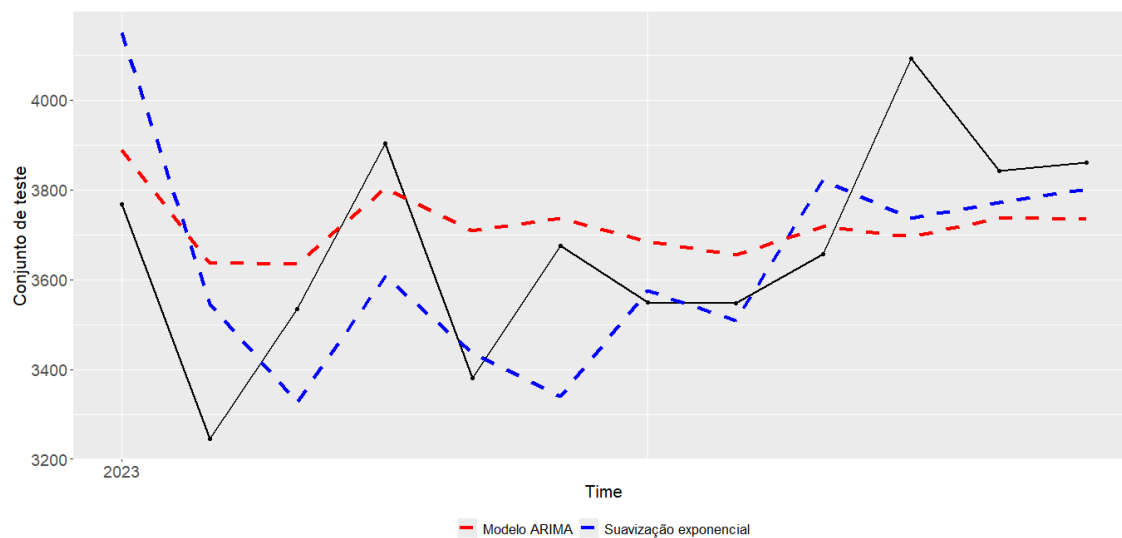


Figura 14 - Previsão média para os modelos ARIMA e ETS para o ano de 2023 no modelo hierárquico *bottom-up*.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho teve por objetivo analisar e prever a arrecadação do ICMS ao longo dos anos afim de obter um modelo mais preciso, para, assim, auxiliar o ERJ a ter maior possibilidade de cumprir e atuar com suas obrigações financeiras dentro do arcabouço da Lei de Responsabilidade Fiscal. Para isso foram utilizados os modelos de séries temporais para comparar com o modelo utilizado pelo ERJ em suas previsões em sua LDO, utilizando dados disponibilizados pela SEFAZ, BACEN e CONFAZ para fazer uma avaliação de uma modelagem hierárquica em sua série temporal.

A análise exploratória permitiu observar quais os setores e seus subsetores tem maior impacto e relevância na arrecadação de ICMS no ERJ. O setor terciário é o que possui maior participação na composição com o setor secundário em seguida. Dentro desses setores, se destacam os atacadistas, energia, comunicação e varejistas dentro do setor terciário e combustível para o setor secundário. Importante observar que esse comportamento é referente ao ERJ por conta de sua dinâmica econômica que é fortemente impactado pelo setor de gás e óleo.

Os resultados da modelagem indicam que os modelos hierárquicos desempenham melhor que os demais modelos comparados neste trabalho. Os resultados usando dados reais e nominais não apresentaram grande diferença na acurácia. No geral, os dados nominais tiveram desempenho ligeiramente superiores, mas sem diferença expressiva. Foi observado que há grande perda da acurácia em momentos de choques exógenos, como ocorre em 2020 com a pandemia, ou em fenômenos menores como mudança em legislação em 2022. Esses fatos corroboram com a literatura que esses modelos ao considerarem fatos passados tem dificuldade em captar e a adaptar esses choques. Nesse sentido, as mudanças previstas pela reforma tributária poderão ter um impacto significativo nas previsões nos próximos anos até eventual extinção do ICMS pela total implementação do IBS.

Dessa forma, este trabalho trouxe contribuições tanto práticas quanto acadêmicas. No lado aplicado, os modelos hierárquicos *bottom-up*, principalmente integrados aos modelos ETS, mostraram melhor desempenho que o modelo usado pela SEFAZ-RJ em alguns anos, o que reforça a importância dessa abordagem para apoiar o planejamento fiscal do Estado, ainda mais no contexto do Regime de Recuperação Fiscal e da transição para o IBS. No lado acadêmico, a dissertação amplia a discussão ao comparar diferentes metodologias de previsão, de modelos tradicionais a redes neurais e hierárquicos, com e sem variáveis exógenas, mostrando que a abordagem *bottom-up* se destaca para a realidade do Rio de Janeiro. Com isso, além de oferecer

apoio direto à gestão estadual, o estudo também abre espaço para futuras pesquisas sobre previsão de receitas públicas em um cenário de mudanças estruturais no sistema tributário brasileiro. Para pesquisas futuras recomenda-se introduzir outros modelos de redes neurais que possam captar as mudanças estruturais que não afete de forma drástica a acurácia do modelo e como eles podem ser afetados ao serem utilizados em modelos hierárquicos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABLEEVA, A.; SALIMOVA, G.; BAKIROVA, R.; LUBOVA, T.; GALIMOVA, A. **Analysis and Forecasting Tax Income to the Regional Budget**. Environment, Development and Sustainability, Springer, v. 26, n. 12, p. 30929-30950, 2024. DOI: 10.1007/s10668-023-04098-9.

AHMAD, E.; ALBINO-WAR, M.; SINGH, R. **Subnational public financial management: institutions and macroeconomic considerations**. In: AHMAD, Ehtisham; BROSIO, Giorgio (org.). Handbook of Fiscal Federalism. Cheltenham: Edward Elgar Publishing Limited, 2006.

ALVES, L. L.; SANTOS, W. J. L. As Finanças do Estado do Rio de Janeiro: uma Década Perdida? Pensar Contábil. V. 90. N. 90. 2024. Disponível em: <http://atena.org.br/revista/ojs-2.2.3-08/index.php/pensarcontabil/article/view/4273>.

ATHANASOPOULOS, G.; AHMED, R. A.; HYNDMAN, R. J. **Hierarchical forecasts for australian domestic tourism**. International Journal of Forecasting, v. 25, n. 1, p. 146–166, 2009. ISSN 0169-2070. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207008000691>.

AZEVEDO, R. R. D.; SILVA, J. M. D.; GATSIOS, R. C. **Análise crítica dos modelos de previsão de série temporal com base no ICMS Estadual**. Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade, Salvador, v. 7, n. 1, p. 98-115, 2017. Disponível em: <https://www.revistas.uneb.br/index.php/financ/article/view/2563>.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Aspectos metodológicos e comparações dos comportamentos do IBC-Br e do PIB*. Estudo Especial nº 3/2018. Brasília: Banco Central do Brasil, 2018. (Divulgado originalmente como boxe do Relatório de Inflação, volume 20, nº 1, mar. 2018). Disponível em: https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatorioinflacao/estudos especiais/metodologia_ibc-br_pib_estudos_especiais.pdf.

BARCELOS, Daniel Ribeiro; SANTOS, Leandro Bruno. **Política de isenção fiscal e dinâmica econômica no Estado do Rio de Janeiro nos anos 2010**. Revista Cerrados, [s. l.], v. 16, n. 02, p. 189-212, 2018. DOI: 10.22238/rc2448269220181602189212. Disponível em: <https://www.periodicos.unimontes.br/index.php/cerrados/article/view/1261>.

BRAATZ, Jacó; GONÇALVES, Rodrigo da Rocha. **IMPACTOS REGIONAIS ASSIMÉTRICOS DA POLÍTICA CAMBIAL SOBRE A ARRECADAÇÃO DO ICMS NO BRASIL: UMA ABORDAGEM COM O MÉTODO VAR**. Revista Estudo & Debate, [S. l.], v. 25, n. 3, 2018. DOI: 10.22410/issn.1983-036X.v25i3a2018.1628. Disponível em: <https://www.univates.br/revistas/index.php/estudoedebate/article/view/1628>.

BRASIL. *Lei complementar n. 87, de 13 de setembro de 1996*. Dispõe sobre o imposto dos

Estados e do Distrito Federal sobre operações relativas à circulação de mercadorias e sobre prestações de serviços de transporte interestadual e intermunicipal e de comunicação, e dá outras providências. *Diário Oficial da República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 16 set. 1996. Seção 1, p. 18261.

BRASIL. *Lei Complementar nº 214, de 16 de janeiro de 2025.* Institui o Imposto sobre Bens e Serviços (IBS), a Contribuição Social sobre Bens e Serviços (CBS) e o Imposto Seletivo (IS); cria o Comitê Gestor do IBS e altera a legislação tributária. *Diário Oficial da União*, Seção 1, Edição Extra, Brasília, DF, 16 jan. 2025.

BOX, G.; JENKINS, G. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day Series in Time Series Analysis and Digital Processing. San Francisco: Holden-Day, 1970. ISBN 9780816210947. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=5BVfnXaq03oC>.

CABREIRA, Marlon Mesquita Lopes; DA SILVA, Felipe Leite Coelho; DA SILVA, Josiane Cordeiro; TOLENTINO, Jeremias Macias Ureta; CARBO-BUSTINZA, Natali; RODRIGUES, Paulo Canas; LÓPEZ-GONZALES, Javier Linkolk. **Comparison Between Hierarchical Time Series Forecasting Approaches for the Electricity Consumption in the Brazilian Industrial Sector.** *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 2024. DOI: 10.1002/asmb.2907. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/asmb.2907>.

CARMO, M. D.; BOLDT, F.; KOMATI, K. **Previsão de receitas de ICMS do Estado do Espírito Santo através de seleção de características em cascata e técnicas de aprendizado de máquina.** In: *Anais do Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC)*, 16, Salvador. Sociedade Brasileira de Computação, 2019. p. 118-129. ISBN 2763-9061. Disponível em: <https://doi.org/10.5753/eniac.2019.9277>.

CHAIN, C. P. et al. **Contribuição da modelagem de valores atípicos na previsão da arrecadação do ICMS do Estado de Minas Gerais.** *Exacta*, São Paulo, v. 13, n. 2, p. 239-249, 2015. Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81043159010>.

CHAUVIN, Y., RUMELHART, D.E., **Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications.** Lawrence Erlbaum Associates, 1995.

CHEN, H.; BOYLAN, J. **The effect of correlation between demands on hierarchical forecasting.** *Advances in Business and Management Forecasting*, v. 6, n. 2, p. 173–188, 2009. ISSN 0301-4215. Disponível em: [https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/S1477-4070\(2009\)0000006011/full/html](https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/S1477-4070(2009)0000006011/full/html).

CLEMENTE, A. E.; CLEMENTE, L. T. **Aplicação da metodologia box-jenkins para previsão do ICMS do estado do Paraná de agosto de 2011 a julho de 2012.** *Revista Economia & Tecnologia*, Curitiba, v. 7, n. 4, 2011. ISSN 2238-1988. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/ret/article/view/25910>.

DANGERFIELD, B. J.; MORRIS, J. S. **Top-down or bottom-up: Aggregate versus disaggregate extrapolations.** *International Journal of Forecasting*, v. 8, n. 2, p. 233–241, October 1992. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016920709290121O>.

DORNELAS, Arthur F.; CAMPOS, Luciana D.; FIGUEIREDO, Karla. *Modelos para Previsão Tributária Utilizando Redes Neurais LSTM*. In: ENIAC – Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional, 2022. Anais... Juiz de Fora: Sociedade Brasileira de Computação, 2022. Disponível em: <https://sol.sbc.org.br/index.php/eniac/article/view/22773/22596/>.

GONÇALVES JÚNIOR, G. A.; FEHR, L. C. F. A.; RODRIGUES, R. S. **Previsão do ICMS nos estados da região sudeste: Utilização do modelo sazonal simples e holt-winter**. *Revista Brasileira de Administração Científica*, São Paulo, v. 12, n. 4, p. 432-440, 2021. Disponível em: <http://doi.org/10.6008/CBPC2179-684X.2021.004.0030>.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: Principles and Practice**. Melbourne: OTexts, 2018.

HYNDMAN, R.; KOEHLER, A.; ORD, K.; SNYDER, R. *Forecasting with exponential smoothing: The state space approach*. 2008.

HYNDMAN, R. J. et al. **Optimal combination forecasts for hierarchical time series**. *Computational Statistics & Data Analysis*, v. 55, p. 2579–2589, 2011.

LEAL, T. et al. **Fiscal forecasting: Lessons from the literature and challenges**. *Working Paper Series*, European Central Bank, Frankfurt am Main, Germany, n. 843, 2007. Disponível em: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp843.pdf>.

LEÃO, Martha; PORTELA, Thais Gonçalves. **Incentivos Fiscais para o Desenvolvimento Regional: o Controle de Efeitos da Lei n. 15.931/2013 de Incentivo aos Prestadores de Serviços na Zona Leste de São Paulo**. *Revista Direito Tributário Atual* v. 57. ano 42. p. 431-462. São Paulo: IBDT, 2º quadrimestre 2024.

Lima, Ana Carolina da Cruz. **Políticas de desenvolvimento Regional no Brasil: evolução - O caso do Nordeste**. Dissertação. UFPE. 2008.

KAUSHIK, P.; BRAHMI, M.; KAKRAN, S.; KANSRA, P. **The Predictive Grey Forecasting Approach for Measuring Tax Collection**. *Journal of Risk and Financial Management*, [s. l.], v. 17, n. 12, p. 558, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm17120558>

Marques, W. F., Kamimura, Q. P., & Oliveira, E. A. de A. Q. (2017). **POLÍTICAS FISCAIS RELATIVAS AO IMPOSTO DE CIRCULAÇÃO DE MERCADORIA E SERVIÇO (ICMS): UM ESTUDO EM TRÊS ESTADOS BRASILEIROS**. *Revista Brasileira De Gestão E Desenvolvimento Regional*, 12(5). Recuperado de <https://www.rbgdr.net/revista/index.php/rbgdr/article/view/2793>. 2016.

MATOS, Vinícius da Silva; CRUZ, Yuri Fernandes da; CRUZ, Claudia Ferreira; BUFONI, André Luiz. Análise da eficácia dos processos relacionados à arrecadação do ICMS no Estado do Rio de Janeiro. In: **VIII Congresso Brasileiro de Administração e Contabilidade - AdCont 2017**, 19-21 out. 2017, Rio de Janeiro, RJ. Rio de Janeiro: AdCont, 2017.

MENDONÇA, Mário Jorge Cardoso de; MEDRANO, Luis Alberto Toscano. **Estimando a elasticidade-renda da arrecadação tributária federal**. In: SACHSIDA, Adolfo (org.). *Tributação no Brasil: estudos, ideias e propostas: ICMS, seguridade social, carga tributária*,

impactos econômicos. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2017. p. 147–160. Repositório do Conhecimento do Ipea. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/8986>.

MOÇO, João Ricardo Cruz. **Estimação de um modelo de previsão do ICMS do Estado do Rio de Janeiro**. 2017. 88 f. Dissertação – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2017.

MUSGRAVE, R. A. **The theory of public finance: a study in public economy**. The Journal of Finance, v. 15, n. 1, p. 118-120, 1960.

PEDROSA, Lucas Silva; MOURA, Fábio Rodrigues de. **Eficiência na arrecadação de ICMS dos estados brasileiros com base no PIB estadual: uma análise do gap tributário e da hipótese do ICMS em relação ao PIB como fato estilizado (2002-2017)**. *Revista Debate Econômico*, Uberaba, v. 7, n. 1, 27 abr. 2021. Disponível em: <https://publicacoes.unifal-mg.edu.br/revistas/index.php/revistadebateeconomico/article/view/1398>.

PINHEIRO, Ana Caroline; RODRIGUES, Paulo Canas. **Hierarchical Time Series Forecasting of Fire Spots in Brazil: A Comprehensive Approach**. *Stats*, volume 7, número 3, p. 647–670, 2024. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2571-905X/7/3/39>.

REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL. **Constituição (1988)**. Senado Federal. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm.

RIBEIRO, Alessandra Oliveira et al. **Arrecadação de ICMS do Estado do Rio de Janeiro: A elasticidade dos setores econômicos e seu uso na melhora da situação fiscal e financeira do Estado**. *Brazilian Journal of Development*, v. 6, n. 4, p. 36352-36358, 2020. DOI: 10.34117/bjdv6n4-241. Recebido em: 10 mar. 2020.

RIO DE JANEIRO (Estado). **Projeto de Lei de Diretrizes Orçamentárias 2026**. Rio de Janeiro: Secretaria de Estado de Planejamento e Gestão, Subsecretaria de Planejamento e Orçamento, 2025. 416 p. Disponível em: https://www2.alerj.rj.gov.br/leideacesso/spic/arquivo/PLDO2026_V4_f.pdf.

SCHEFFER, D.; SOUZA, A. M.; ZANINI, R. R. **Utilização de modelos ARIMA para previsão da arrecadação de ICMS do estado do Rio Grande do Sul**. In: *Anais do XVII Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha (SPOLM)*, São Paulo: Blucher, 2014. p. 734-745. ISBN 2175-6295.

SECRETARIA DA FAZENDA DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO. **Site da secretaria da fazenda do estado do rio de janeiro**. Disponível em: <http://www.fazenda.rj.gov.br>. Acesso em: 10 jun. 2024.

SHAH, A. **Federalismo fiscal y gobernabilidad macroeconómica: en lo próspero y en lo adverso?** Trimestre Fiscal, Guadalajara: INDETEC, v. 69, a. 21, ene./mar.

SOARES, M.; GOMES, E. D. C. O.; TOLEDO FILHO, J. R. D. **A repartição tributária dos recursos do ICMS nos municípios da região metropolitana de Curitiba**. *Revista de Administração Pública*, Rio de Janeiro, v. 45, n. 2, p. 459-481, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0034-76122011000200008>.

SOBRAL, B. L. B. **A crise no Estado do Rio de Janeiro entendida não apenas como uma questão financeira / the rio de janeiro state' crisis understantood not only as a financial issue.** *Geo UERJ*, Rio de Janeiro, n. 31, p. 34-63, 2017. Disponível em: <https://www.e-publicacoes.uerj.br/geouerj/article/view/32056>.

SOUSA, Paulo Francisco Barbosa; GOMES. Amanda de Oliveira; LIMA, Alexandre Oliveira; PETER, Maria da Gloria Arrais; MACHADO, Marcus Vinicius Veras. **Lei de responsabilidade fiscal e sua relação com o desenvolvimento municipal: uma análise utilizando dados em painel.** XVIII Congresso Brasileiro de Custos - Rio de Janeiro - RJ, Brasil, 07 a 09 de novembro de 2011.

TANZI, V. **Fiscal federalism and decentralization: a review of some efficiency and macroeconomic aspects.** In: Annual Bank Conference on Development Economics, 1995. Washington, DC: World Bank, 1995.

TORREZAN, R. G. A.; PAIVA, C. C. DE.. A crise fiscal dos estados e o Regime de Recuperação Fiscal: o *déjà vu* federativo. **Revista de Administração Pública**, v. 55, n. 3, p. 716–735, maio 2021.

TER-MINASSIAN, T. **Fiscal federalism in theory and practice.** Washington, DC: International Monetary Fund, 1997.

VELOZ, A.; SALAS, R.; ALLENDE-CID, H.; ALLENDE, H.; MORAGA, C. **Identification of lags in nonlinear autoregressive time series using a flexible fuzzy model.** *Neural Process. Lett.*, v. 43, p. 641–666, 2016.

ZHU, L.; PAN, W.-T. **Methodology and Application of Fiscal and Tax Forecasting Analysis Based on Multi-Source Big Data Fusion.** *Mathematical Problems in Engineering*, Hindawi, v. 2022, p. 1-12, 2022. DOI: 10.1155/2022/8028754.

ANEXOS

ANEXO A: MAPE E RMSE do resultado modelos com dados reais

Tabela A1 - MAPE dos modelos reais univariados.

Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)
Ingênuo Sazonal	13,00	11,83	14,76	16,52	11,19	13,46
ETS	6,84	13,71	6,52	15,20	4,32	9,32
SARIMA	12,44	14,98	7,97	19,21	4,95	11,91
NNAR	9,15	15,68	9,49	15,44	9,11	11,77
MLP	8,24	12,90	9,17	14,80	9,88	11,00

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Tabela A2 - RMSE dos modelos reais univariados.

Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
Ingênuo Sazonal	366,52	323,10	466,08	372,16	260,66	357,70
ETS	160,43	357,65	168,62	343,40	102,26	226,47
SARIMA	287,47	376,86	274,25	426,28	130,50	299,07
NNAR	242,09	379,83	281,39	349,37	196,62	289,86
MLP	207,06	335,79	274,98	346,65	202,29	273,35

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Tabela A3 - MAPE dos modelos reais com variáveis exógenas.

Variável Exógena	Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)
IBC e Câmbio	SARIMAX	8,20	12,09	11,46	12,76	16,75	12,25
	NNAR	9,22	14,90	8,23	14,47	11,49	11,66
	MLP	7,37	12,06	9,77	18,09	11,16	11,69
IBC	SARIMAX	9,04	12,52	10,74	12,82	18,62	12,75
	NNAR	9,63	13,93	8,25	17,90	16,52	13,24
	MLP	12,12	11,80	6,14	17,06	7,10	10,84
Câmbio	SARIMAX	7,82	16,68	6,38	18,24	5,01	10,83
	NNAR	6,92	17,56	11,80	13,79	5,74	11,16
	MLP	5,80	15,08	9,65	11,95	8,08	10,11

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Tabela A4- RMSE dos modelos reais com variáveis exógenas.

Variável Exógena	Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
IBC e Câmbio	SARIMAX	207,07	336,56	324,38	293,34	346,92	301,65
	NNAR	218,43	367,96	278,87	320,59	238,80	284,93
	MLP	197,29	318,02	290,84	416,19	264,40	297,35
IBC	SARIMAX	218,76	330,09	303,32	294,42	382,42	305,80
	NNAR	240,78	348,20	256,28	398,91	335,99	316,03
	MLP	273,49	296,31	164,91	378,74	160,27	254,75
Câmbio	SARIMAX	206,47	391,68	193,36	409,30	131,67	266,50
	NNAR	177,47	404,92	365,77	310,03	133,64	278,37
	MLP	147,86	416,13	282,99	289,63	207,74	268,87

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Tabela A5 - MAPE dos modelos hierárquicos reais univariados.

Estrutura	Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)
Bottom-Up	SARIMA	7,63	14,56	6,47	15,88	7,13	10,33
	ETS	4,84	13,06	5,08	13,72	5,88	8,52
Top Down	SARIMA	11,83	14,98	7,96	17,59	4,95	11,46
	ETS	6,42	13,73	6,44	15,34	4,42	9,27

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

Tabela A6 - RSME dos modelos hierárquicos reais univariados.

Estrutura	Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
Bottom-Up	SARIMA	185,52	365,27	172,89	361,80	150,86	247,27
	ETS	110,35	344,81	176,32	311,64	126,18	213,86
Top-Down	SARIMA	272,99	376,86	274,20	394,14	130,51	289,74
	ETS	150,66	358,16	165,98	349,89	102,86	225,51

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

Tabela A7 - MAPE dos modelos hierárquicos reais com variáveis exógenas.

Variável Exógena	Estrutura	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)
IBC e Cambio	<i>Bottom-Up</i>	8,04	13,88	11,86	11,82	10,09	11,14
	<i>Top-Down</i>	8,20	12,09	11,46	12,76	16,75	12,25
IBC	<i>Bottom-Up</i>	6,50	13,23	7,29	11,32	8,57	9,38
	<i>Top-Down</i>	8,40	12,52	10,74	12,19	17,00	12,17
Câmbio	<i>Bottom-Up</i>	6,50	14,90	7,38	16,01	10,21	11,00
	<i>Top-Down</i>	7,82	16,68	6,38	18,24	5,01	10,83

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

Tabela A8 - RSME dos modelos hierárquicos reais com variáveis exógenas.

Variável Exógena	Estrutura	2019 RMSE	2020 RMSE	2021 RMSE	2022 RMSE	2023 RMSE	Média RMSE
IBC e Câmbio	<i>Bottom-Up</i>	179,78	360,53	334,91	265,03	206,66	269,38
	<i>Top-Down</i>	207,07	336,56	324,38	293,40	346,92	301,67
IBC	<i>Bottom-Up</i>	163,16	349,95	201,38	250,34	175,17	228,00
	<i>Top-Down</i>	208,43	330,09	303,32	294,42	350,95	297,44
Câmbio	<i>Bottom-Up</i>	160,84	382,15	236,82	365,57	209,18	270,91
	<i>Top-Down</i>	206,47	391,68	193,60	409,30	131,67	266,54

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

ANEXO B: MAPE E RMSE do resultado dos modelos com dados nominais

Tabela B1 - MAPE dos modelos nominais univariados.

Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)
Ingênuo Sazonal	10,86	12,51	17,01	10,73	10,30	12,28
ETS	5,82	13,71	8,87	13,59	5,67	9,53
SARIMA	9,19	16,22	10,76	12,87	5,17	10,84
NNAR	15,81	15,52	20,34	10,89	7,22	13,96
MLP	9,27	20,48	5,89	8,41	7,11	10,23

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Tabela B2 - RSME dos modelos nominais univariados.

Modelos	2019	2020	2021	2022	2023	Média
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
Ingênuo Sazonal	401,73	529,94	794,13	481,48	422,16	525,89
ETS	191,98	553,35	412,32	563,57	238,11	391,86
SARIMA	322,93	609,20	477,59	521,75	232,06	432,71
NNAR	546,14	617,80	844,20	415,99	320,77	548,98
MLP	313,96	680,82	242,07	360,75	269,78	373,48

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEFAZ (2025)

Tabela B3 - MAPE dos modelos hierárquicos nominais univariados.

Variável Exógena	Estrutura	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)	MAPE (%)
<i>Bottom-Up</i>	SARIMA	8,15	15,83	7,41	12,60	4,68	9,73
	ETS	4,30	14,53	7,00	10,11	5,16	8,22
<i>Top-Down</i>	SARIMA	10,39	15,79	7,91	14,33	9,26	11,54
	ETS	6,31	14,22	10,38	12,51	5,20	9,72

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

Tabela B4 - RSME dos modelos hierárquicos nominais univariados.

Variável Exógena	Estrutura	2019	2020	2021	2022	2023	Média
		RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
<i>Bottom-Up</i>	ARIMA	299,42	604,61	319,94	534,37	207,34	393,13
	ETS	159,57	573,77	378,72	418,36	232,00	352,48
<i>Top-Down</i>	ARIMA	367,22	602,67	366,01	597,38	405,60	467,78
	ETS	212,86	564,93	511,35	524,26	230,10	408,70

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)

ANEXO C: Parâmetros dos modelos ARIMA ajustados para as séries de ICMS do modelo hierárquico do cenário cinco.

Tabela C – Parâmetros ARIMA e testes de resíduos (Ljung-Box).

Série	Modelo ARIMA	Ljung-Box p-valor
Primário	ARIMA(2,1,1)	0,0004
Secundário - Energia	ARIMA(0,1,1)	0,9660
Secundário - Combustíveis	ARIMA(0,1,1)	0,5580
Secundário - Outros	ARIMA(1,1,3)	0,0001
Terciário - Atacadista	ARIMA(3,1,2)	0,0000
Terciário - Varejista	ARIMA(1,1,1)	0,0000
Terciário - Transportes	ARIMA(0,1,1)	0,1270
Terciário - Comunicação	ARIMA(0,1,2)	0,6570
Terciário - Energia	ARIMA(4,1,2)	0,1360
Terciário - Combustíveis	ARIMA(2,1,2)	0,0600
Terciário - Outros	ARIMA(0,1,1)	0,7350
Dívida Ativa	ARIMA(0,1,1)	0,8610
Outras Receitas	ARIMA(2,1,1)	0,9900

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do CONFAZ (2025)