

Secretaria da Fazenda do Estado do Rio Grande do Sul
Tesouro do Estado
Divisão de Estudos Econômicos e Fiscais e Qualidade do Gasto

Modelo estrutural de previsão para o ICMS no Rio Grande do Sul¹
Clarissa Black²

TEXTOS PARA DISCUSSÃO TE/RS Nº 21

janeiro/2022

Publicação cujo objetivo é divulgar resultados de estudos direta ou indiretamente desenvolvidos pelo Tesouro do Estado, ou de interesse da instituição, os quais, por sua relevância, levam informações para profissionais especializados e estabelecem um espaço para sugestões e debates de ideias. Todas as contribuições recebidas passam, necessariamente, por avaliação de admissibilidade e por análise dos pares. As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e inteira responsabilidade do(s) autor(es), não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista do órgão.

¹ Artigo apresentado no 10º Encontro de Economia Gaúcha, promovido pela PUCRS, em 19 de novembro de 2021.

² Doutora em Economia pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). Pesquisadora em Economia da Fundação de Economia e Estatística (FEE), entre 2011 e 2018. Atualmente, no Tesouro do Estado, Secretaria da Fazenda do Rio Grande do Sul. Contato: clarissablack@gmail.com

Resumo

Este artigo tem como objetivo aplicar o método econométrico univariado estrutural em espaço de estado para a previsão da arrecadação do Imposto de Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS), no Estado do Rio Grande do Sul. A qualificação dos instrumentos de previsão de receita é importante, por exemplo, para a garantia do cumprimento dos mínimos constitucionais a serem gastos em saúde e educação. A estratégia metodológica consistiu em trabalhar com diferentes subamostras e verificar o erro de previsão n-passos à frente. Foram testados seis modelos com componentes fixos e estocásticos. Dentre eles, os modelos com nível estocástico, inclinação fixa e sazonalidade fixa ou estocástica apresentaram os menores erros de previsão fora da amostra.

1. Introdução

O objetivo deste trabalho é apresentar um modelo estrutural em espaço de estado univariado para a previsão do Imposto de Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS), no Rio Grande do Sul, a principal fonte de receita do Estado. A principal justificativa envolve a qualificação dos instrumentos de previsão da receita estadual para uma gestão do orçamento público mais eficiente e que atenda aos preceitos legais e constitucionais.

Como exemplo, o ano de 2021 representou um período de expressivo crescimento da arrecadação de tributos no Rio Grande do Sul, com destaque para o ICMS, com variação aproximada de um terço, em relação ao ano anterior. Uma combinação de fatores levou a esse resultado, a citar: (a) o efeito estatístico da reduzida base de comparação de 2020, o pior momento da crise econômica provocada pela pandemia da Covid-19; (b) a recuperação econômica, especialmente no primeiro semestre de 2021; (c) a operação de privatização da Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica (CEEE-D), a qual levou à contabilização de recursos extraordinários; (d) à dinâmica inflacionária, uma vez que o ICMS é uma variável nominal, com destaque para o crescimento do preço dos combustíveis, ao longo de 2021.

Nessa conjuntura, uma questão sensível às finanças públicas estaduais envolveu o cumprimento dos gastos mínimos em saúde e educação, fixados pela Constituição Federal, os quais são calculados com base na Receita Líquida de Impostos e Transferências (RLIT)³. Com a arrecadação acima das expectativas, a gestão fiscal se tornou desafiadora para atingir esses percentuais. Nesse sentido, a qualificação dos instrumentos de previsão permite uma maior clareza no horizonte de previsibilidade e a minimiza os riscos de que esses percentuais mínimos não sejam alcançados.

Diante da relevância desta temática para o Tesouro do Estado e para atender ao objetivo proposto, este artigo dispõe de mais duas seções além desta introdução, das considerações finais, das referências bibliográficas consultadas e de um Anexo. A próxima seção apresenta a metodologia, com base em Harvey (1989). Na sequência, a aplicação empírica em diferentes subamostras e a análise dos resultados de previsão.

Em resumo, foram testados seis modelos com componentes fixos e estocásticos. As configurações que apresentaram os menores erros de previsão, acumulados em seis passos,

³ A RLIT é calculada com base na soma das receitas de impostos diretamente arrecadados pelo Estado, sendo o ICMS o mais relevante, das transferências recebidas da União, deduzidas as transferências aos municípios e as restituições aos contribuintes.

em uma subamostra de dados até janeiro de 2021, consideraram o nível estocástico, a inclinação fixa e a sazonalidade fixa ou estocástica, nessa ordem.

Outro teste envolveu realizar a previsão em 12 meses para os últimos cinco anos. Os dois modelos citados subestimaram a arrecadação em 2016 e 2018; praticamente acertaram em 2017 (erro de 0,1%) e superestimaram o ICMS de 2019 e 2020. Vale notar que, esse padrão das previsões, em alguns momentos acima e em outros abaixo do realizado, indica a ausência de viés, do ponto de vista estatístico.

No último exercício, em uma subamostra de dados até julho de 2018, o primeiro modelo com o nível estocástico, a inclinação fixa e a sazonalidade fixa apresentou um bom desempenho, em geral, na previsão em 36 passos à frente. Os maiores erros ocorreram em 2020, durante os meses da crise sem precedentes provocada pela pandemia da Covid-19.

2. Metodologia

A metodologia adotada neste trabalho consiste na escolha da melhor configuração entre seis modelos univariados estruturais em espaço-estado (HARVEY, 1989) na previsão fora da amostra para a arrecadação do ICMS, no Estado do Rio Grande do Sul. A fonte para os dados consultados é a Receita Estadual do Rio Grande do Sul, que disponibiliza séries mensais do ICMS a partir de janeiro de 2007. Neste artigo, serão considerados os dados atualizados até o mês de julho de 2021. A estratégia metodológica consiste em trabalhar com subamostras e verificar o erro de previsão.

Em termos históricos, os primeiros procedimentos *ad hoc* de previsão univariada surgiram com o modelo conhecido como *exponentially weighted moving average* (EWMA) de Holt (1957) e Winters (1960). A ideia básica nesses modelos era decompor a série em componentes não observáveis, como o nível, a inclinação e a sazonalidade. No entanto, como não havia diferenciação entre sinal e ruído nesse método, uma base estatística sólida está ausente. Em outras palavras, não é possível fazer inferência, realizar o teste de hipótese e estabelecer um intervalo de confiança.

Diante dessa lacuna, ganhou proeminência os modelos ARIMA de Box e Jenkins (1976), os quais passaram a separar o resíduo da série estimada, portanto, com maior solidez estatística. Porém, explicar o comportamento de uma série em termos autorregressivos e de médias móveis torna a narrativa mais abstrata e menos intuitiva. Além disso, a necessidade de diferenciar a série para torná-la estacionária, implica em perdas dos componentes dinâmicos da série.

Por sua vez, os modelos estruturais resgataram a ideia inicial dos modelos de suavização exponencial, juntamente com um referencial estatístico tão robusto quanto a modelagem ARIMA, mas com vantagens ao considerar os parâmetros variáveis no tempo e prescindir da discussão sobre estacionariedade e raiz unitária. O método também é mais sofisticado, haja vista a incorporação do filtro de Kalman (1960) à estatística, um algoritmo cuja aplicação original envolvia a engenharia de controle (HARVEY, 1989).

A justificativa para a utilização de modelos univariados tem relação com a dificuldade em encontrar as variáveis explicativas adequadas em um modelo multivariado de previsão, independentemente de elas mesmas serem previsões ou variáveis antecedentes. Essa é uma tarefa trabalhosa e que exige muito estudo e conhecimento acerca do objeto. Adicionalmente, “[...] a badly misspecified model with explanatory variables may lead to worse forecast than a naive time series model. [...] [A] multivariate model is more vulnerable to misspecification than a univariate one” (HARVEY, p. 14-15, 1989).

Outra questão que envolve a seleção de variáveis em modelos multivariados tem relação com um dilema entre fazer previsão dentro ou fora da amostra. Em outras palavras, se o objetivo é explicar o comportamento da série, a melhor opção é pela inclusão de todas as variáveis relevantes, do ponto de vista teórico, e com parâmetros significativos, do ponto de vista estatístico, incluindo quebras estruturais e *dummies*. Por outro lado, se o intuito for o de fazer projeções, então o modelo mais parcimonioso e simples tende a ter um erro de previsão menor. Já para o desenho de cenários, a modelagem univariada é menos recomendada, enquanto a abordagem multivariada se torna mais interessante.

Diante disso, e no que tange aos modelos estruturais, de acordo com Harvey (1989), qualquer série temporal pode ser decomposta em componentes não observáveis diretamente, como a tendência (nível e inclinação), o ciclo, a sazonalidade e o termo irregular. Vale lembrar que esse tipo de modelo permite que os coeficientes variem no tempo (e não apenas as variáveis), uma vez que as séries mudam suas características com o passar dos anos. Desta forma, os parâmetros podem ser estocásticos ou fixos.

Dentre os possíveis modelos estruturais propostos por Harvey (1989), foram testadas seis configurações, quais sejam:

- a) Nível estocástico + inclinação fixa + sazonalidade fixa;
- b) Nível estocástico + inclinação fixa + sazonalidade estocástica;
- c) Nível fixo + inclinação estocástica + sazonalidade estocástica;
- d) Nível estocástico + sazonalidade fixa;

- e) Nível estocástico + sazonalidade estocástica;
- f) Nível fixo + inclinação estocástica + sazonalidade fixa;

Dois são as justificativas para a essa escolha. A primeira tem relação com a remoção do componente cíclico, haja vista a possibilidade de complicações computacionais que decorrem da simultaneidade de dois componentes com variação periódica. Em segundo lugar, deve-se levar em conta o critério da parcimônia, quando o objetivo é fazer projeções. Por esta razão, optou-se por escolher apenas um dos componentes, ou nível ou a inclinação, para ser estocástico, em cada um dos três modelos.

Conforme Harvey (1989) e Commandeur e Koopman (2007), as equações do modelo estrutural em espaço de estado univariado de tendência (nível e inclinação) e sazonalidade por *dummies* são dadas por:

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (1)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t \quad \eta_t \sim \text{NID}(0, \sigma_\eta^2) \quad (2)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \zeta_t \quad \zeta_t \sim \text{NID}(0, \sigma_\zeta^2) \quad (3)$$

$$\gamma_t = 0 - \sum_{j=1}^{s-1} \gamma_{t-j} + \omega_t \quad \omega_t \sim \text{NID}(0, \sigma_\omega^2) \quad (4)$$

Ao analisar os componentes da primeira equação, μ_t é a tendência, γ_t é o componente sazonal e ε_t representa o termo irregular. Na segunda equação, a tendência é dada pela soma do nível μ_{t-1} e da inclinação β_{t-1} , mais o erro η_t . A equação (3) apresenta a inclinação β_t como função de um termo autorregressivo e de um distúrbio ζ_t . Por sua vez, quanto ao componente sazonal dado pela equação (4), γ_t exige (s-1) equações de estado, na qual s representa a frequência sazonal. Se os dados forem mensais, s é igual a 12.

Quanto aos termos ε_t , η_t , ζ_t e ω_t , considera-se que são normais, independentes (não autocorrelacionados serialmente), identicamente distribuídos (com variância homocedástica) e não apresentam correlação entre si. Vale observar que, quando σ_η^2 , σ_ζ^2 e σ_ω^2 são diferentes de zero, o nível, a inclinação e a sazonalidade se tornam estocásticos. Por outro lado, quando são igualados a zero, deixam de variar no tempo, portanto passam a ser fixos.

A metodologia para estimar os parâmetros e os hiperparâmetros (variâncias do termo irregular e dos erros do vetor de estados) consiste na utilização do filtro de Kalman (1960). O filtro é aplicado em dois passos, através de equações de predição e de atualização, com base em todas as observações passadas e presentes. Portanto, esse método consiste em um algoritmo recursivo e inteligente, uma vez que ele aprende com os próprios erros

(CUTHBERTSON; HALL; TAYLOR, 1992). Uma terceira etapa é a de suavização. Se o intuito for o de fazer previsão, o ideal é usar a série filtrada. Por outro lado, se o objetivo é estudar as características dinâmicas da série, o mais indicado é usar a série suavizada.

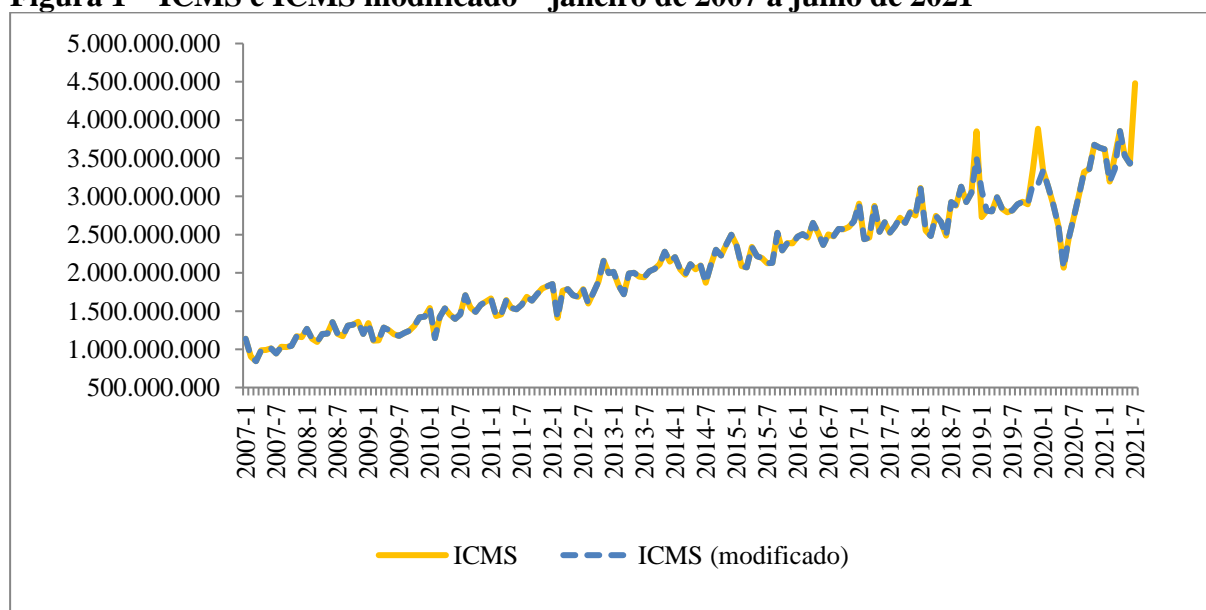
Após discutir a metodologia envolvida nos modelos estruturais em espaço de estado, a seção a seguir apresenta a aplicação empírica e analisa os principais resultados encontrados.

3. Aplicação empírica e análise dos resultados

Antes da estimação dos modelos, o primeiro passo envolveu a realização de alguns ajustes na série do ICMS, disponibilizada pela Receita Estadual, conforme o gráfico abaixo. As modificações referem-se à desconsideração de eventos extraordinários, especialmente a partir do final de 2018.

A justificativa para isso decorre do fato de que incluir *dummies* para esses eventos implica em adição de parâmetros para explicar apenas uma observação. Como o objetivo é reduzir a dimensionalidade de parâmetros em modelos de previsão, o ajuste manual se mostra como a estratégia mais apropriada.

Figura 1 – ICMS e ICMS modificado – janeiro de 2007 a julho de 2021



Fonte dos dados brutos: Rio Grande do Sul (2021a).

Nota: A série do ICMS modificado subtraiu do mês de dezembro de 2018 e somou no mês de janeiro de 2019 R\$ 347 milhões, devidos a antecipações do pagamento do ICMS. A série ainda exclui de novembro (R\$ 192 milhões) e de dezembro de 2019 (R\$ 728 milhões) os valores referentes a programas de parcelamento extraordinário e decisões judiciais. Excluem de julho de 2021 os R\$ 922 milhões referentes à CEEE-D. Acrescenta em fevereiro de 2021 e deduzem de março de 2021 os R\$ 170 milhões referentes à postergação de pagamentos de energia elétrica (RIO GRANDE DO SUL, 2021b, 2021c).

Depois de fazer esses ajustes pontuais na série, o próximo passo consistiu em analisar o erro de previsão em seis passos fora da amostra, ao considerar as estimações com base em uma subamostra de dados entre janeiro de 2007 e janeiro de 2021, para os modelos com:

- a) Nível estocástico + inclinação fixa + sazonalidade fixa;
- b) Nível estocástico + inclinação fixa + sazonalidade estocástica;
- c) Nível fixo + inclinação estocástica + sazonalidade estocástica;
- d) Nível estocástico + sazonalidade fixa;
- e) Nível estocástico + sazonalidade estocástica;
- f) Nível fixo + inclinação estocástica + sazonalidade fixa;

A tabela a seguir reporta as seguintes medidas: erro (valor previsto – valor observado); erro percentual (erro/valor observado); erro acumulado percentual (somatório dos erros/somatório dos valores observados); erro percentual médio absoluto MAPE⁴ (média do somatório da razão entre a diferença em módulo entre o valor observado e o valor previsto em relação ao valor observado).

Todos os modelos superestimaram os valores previstos no início. Em termos acumulados, o menor erro percentual foi apresentado pelo primeiro modelo, com taxa estimada em -1,8%, enquanto a estatística MAPE foi calculada em 3,6%. O segundo modelo com a sazonalidade estocástica ao invés de fixa, também apresentou um bom resultado, com erro acumulado de -2,8% e MAPE de 4,5%. A Tabela a seguir exhibe os resultados das demais combinações testadas, em ordem crescente, conforme o erro acumulado, em seis passos.

Tabela 1 – Previsões em seis passos à frente, considerando estimativas calculadas em uma subamostra de dados de janeiro de 2007 a janeiro de 2021

	Previsões	ICMS (modificado)	Erro	Erro (%)	Erro acumulado (%)	MAPE (%)
Nível Estocástico + Inclinação Fixa + Sazonalidade Fixa						
1	3.374.421.022	3.192.427.368	181.993.654	5,7%	5,7%	5,7%
2	3.375.202.327	3.357.156.462	18.045.865	0,5%	3,1%	3,1%
3	3.531.921.267	3.854.845.127	-322.923.860	-8,4%	-1,2%	4,9%
4	3.409.923.260	3.534.051.892	-124.128.632	-3,5%	-1,8%	4,5%
5	3.419.479.937	3.428.958.710	-9.478.773	-0,3%	-1,5%	3,7%
6	3.448.583.579	3.558.349.766	-109.766.187	-3,1%	-1,8%	3,6%
Nível Estocástico + Inclinação Fixa + Sazonalidade Estocástica						
1	3.378.290.881	3.192.427.368	185.863.513	5,8%	5,8%	5,8%

⁴ Mean absolute percentage error (MAPE) é calculado como: $MAPE = \left(\frac{1}{h}\right) \sum_{t=T+1}^{T+h} (|y_t - \hat{y}_t| / y_t)$, com h representando a quantidade de passos na previsão fora da amostra T.

2	3.352.632.406	3.357.156.462	-4.524.056	-0,1%	2,8%	3,0%
3	3.507.363.018	3.854.845.127	-347.482.109	-9,0%	-1,6%	5,0%
4	3.315.283.734	3.534.051.892	-218.768.158	-6,2%	-2,8%	5,3%
5	3.357.040.513	3.428.958.710	-71.918.197	-2,1%	-2,6%	4,7%
6	3.429.827.673	3.558.349.766	-128.522.093	-3,6%	-2,8%	4,5%
Nível Fixo + Inclinação Estocástica + Sazonalidade Estocástica						
1	3.400.238.736	3.192.427.368	207.811.368	6,5%	6,5%	6,5%
2	3.344.888.273	3.357.156.462	-12.268.189	-0,4%	3,0%	3,4%
3	3.437.697.160	3.854.845.127	-417.147.967	-10,8%	-2,1%	5,9%
4	3.183.784.565	3.534.051.892	-350.267.327	-9,9%	-4,1%	6,9%
5	3.342.879.963	3.428.958.710	-86.078.747	-2,5%	-3,8%	6,0%
6	3.545.642.016	3.558.349.766	-12.707.750	-0,4%	-3,2%	5,1%
Nível Estocástico + Sazonalidade Fixa						
1	3.351.811.751	3.192.427.368	159.384.383	5,0%	5,0%	5,0%
2	3.337.795.693	3.357.156.462	-19.360.769	-0,6%	2,1%	2,8%
3	3.479.717.272	3.854.845.127	-375.127.855	-9,7%	-2,3%	5,1%
4	3.342.921.903	3.534.051.892	-191.129.989	-5,4%	-3,1%	5,2%
5	3.337.681.218	3.428.958.710	-91.277.492	-2,7%	-3,0%	4,7%
6	3.351.987.497	3.558.349.766	-206.362.269	-5,8%	-3,5%	4,9%
Nível Estocástico + Sazonalidade Estocástica						
1	3.353.926.664	3.192.427.368	161.499.296	5,1%	5,1%	5,1%
2	3.321.522.321	3.357.156.462	-35.634.141	-1,1%	1,9%	3,1%
3	3.467.919.552	3.854.845.127	-386.925.575	-10,0%	-2,5%	5,4%
4	3.278.744.209	3.534.051.892	-255.307.683	-7,2%	-3,7%	5,8%
5	3.296.774.695	3.428.958.710	-132.184.015	-3,9%	-3,7%	5,4%
6	3.343.125.980	3.558.349.766	-215.223.786	-6,0%	-4,1%	5,5%
Nível Fixo + Inclinação Estocástica + Sazonalidade Fixa						
1	3.492.238.542	3.192.427.368	299.811.174	9,4%	9,4%	9,4%
2	3.575.202.024	3.357.156.462	218.045.562	6,5%	7,9%	7,9%
3	3.813.610.639	3.854.845.127	-41.234.488	-1,1%	4,6%	5,7%
4	3.772.809.806	3.534.051.892	238.757.914	6,8%	5,1%	5,9%
5	3.863.071.155	3.428.958.710	434.112.445	12,7%	6,6%	7,3%
6	3.972.386.967	3.558.349.766	414.037.201	11,6%	7,5%	8,0%

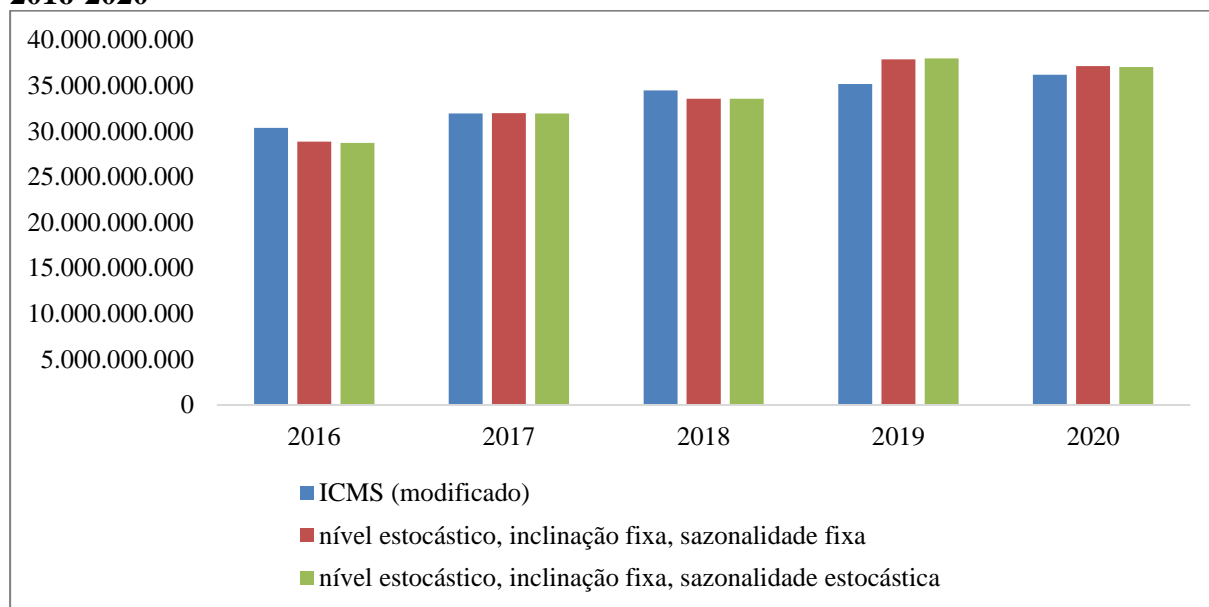
Fonte: elaborado pela autora.

Após verificar que o modelo de nível estocástico, inclinação fixa e sazonalidade fixa e o modelo com mesma configuração, mas com sazonalidade estocástica, apresentaram os menores erros acumulados, foi realizado um segundo exercício. O teste consistiu no somatório das previsões em 12 passos fora da amostra para os últimos cinco anos, sempre com dados até dezembro do ano anterior.

Dessa forma, para o ano de 2016 foram consideradas as previsões com base em uma amostra de dados até dezembro de 2015. Para o ano seguinte, as estimativas foram realizadas

com base em dados até dezembro de 2016 e, assim por diante. As previsões com base nos dois modelos com o nível estocástico, a inclinação fixa e a sazonalidade fixa ou estocástica pode ser observada no gráfico a seguir:

Figura 2 - ICMS modificado e somatório da previsão fora da amostra em 12 passos – 2016-2020



Fonte: elaborado pela autora.

A partir do gráfico exibido é possível observar que os modelos subestimaram a arrecadação em 2016 e 2018; praticamente acertaram em 2017 (erro de 0,1%) e superestimaram o ICMS de 2019 e 2020. As estimativas ficaram muito próximas, mas a configuração que considera a sazonalidade fixa registrou desvios ligeiramente menores, na maior parte do período, exceto em 2020.

No terceiro exercício foi utilizada outra subamostra com dados até julho de 2018, para realizar a previsão em 36 passos para o modelo com o nível estocástico, a inclinação fixa e a sazonalidade fixa. O modelo foi estimado pelo método de máxima verossimilhança, com o algoritmo de escore exato. O estado estacionário foi encontrado, com convergência incompleta. A análise do vetor de estados em julho de 2018 indica que os parâmetros são significativos a 1% (*p-valores* próximo à zero). Os valores estimados para o primeiro modelo estão dispostos na Tabela 3, em anexo, ao final do artigo.

Quanto à análise de diagnóstico, os resíduos do modelo não apresentam correlação serial, conforme o teste de Box-Ljung, que tem como hipótese nula a ausência de autocorreção. Os *p-valores* calculados foram de 0,1910 (em quatro *lags*) e de 0,8016 (em 36 *lags*). A suposição de normalidade dos resíduos não é rejeitada ao nível de significância de

1% e de 5%, conforme o teste de Bowman-Shenton, cuja estatística foi calculada em 5,9366 e o p-valor foi de 0,0514. Por sua vez, o coeficiente de determinação R-quadrado foi estimado em 0,97464.

Com base nesse modelo, foi realizada a previsão fora da subamostra e as estimativas foram comparados aos valores do ICMS modificado (conforme o Gráfico 1) realizados. A Tabela 2 também reporta as mesmas estatísticas de erro presentes na Tabela 1.

Tabela 2 – Previsões em trinta e seis passos à frente, considerando estimativas calculadas em uma subamostra de dados de janeiro de 2007 a julho de 2018

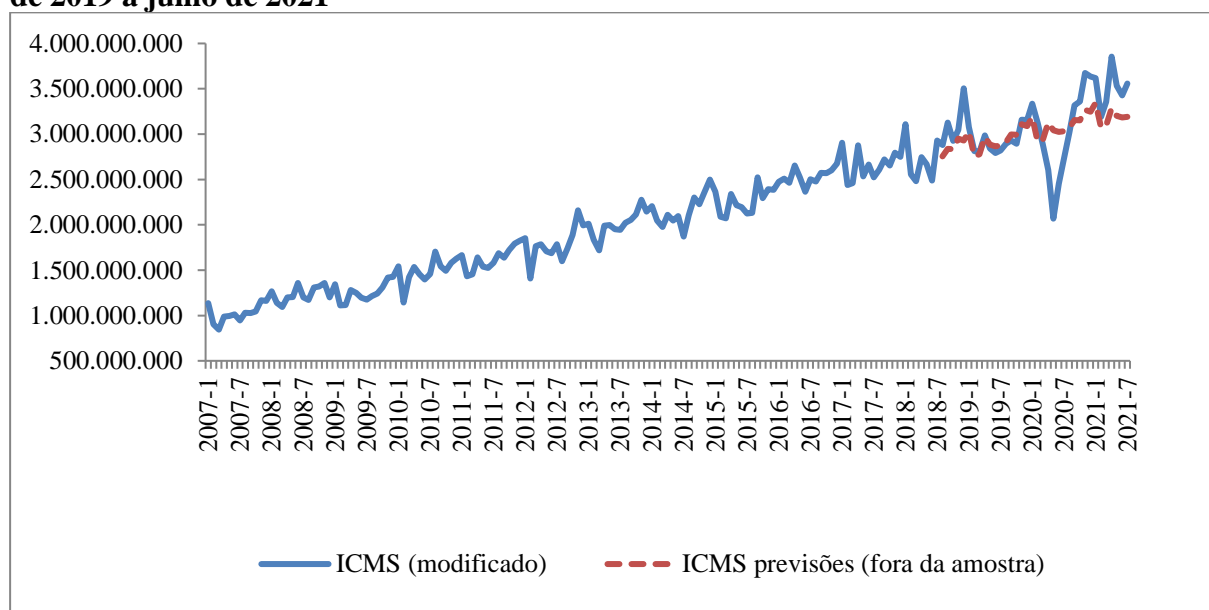
		Previsões	ICMS (modificado)	Erro	Erro %	Erro acumulado %	MAPE (%)
1	ago/18	2.754.848.790	2.880.273.792	-125.425.002	-4,4%	-4,4%	4,4%
2	set/18	2.838.600.853	3.126.414.425	-287.813.572	-9,2%	-6,9%	6,8%
3	out/18	2.834.863.350	2.926.666.495	-91.803.145	-3,1%	-5,7%	5,6%
4	nov/18	2.951.377.185	3.047.325.169	-95.947.984	-3,1%	-5,0%	5,0%
5	dez/18	2.930.770.065	3.503.477.023	-572.706.958	-16,3%	-7,6%	7,2%
6	jan/19	3.027.275.662	3.076.899.082	-49.623.420	-1,6%	-6,6%	6,3%
7	fev/19	2.755.210.880	2.814.176.075	-58.965.195	-2,1%	-6,0%	5,7%
8	mar/19	2.776.636.084	2.803.894.230	-27.258.146	-1,0%	-5,4%	5,1%
9	abr/19	2.967.629.966	2.987.288.337	-19.658.371	-0,7%	-4,9%	4,6%
10	mai/19	2.882.528.133	2.839.760.343	42.767.790	1,5%	-4,3%	4,3%
11	jun/19	2.865.423.026	2.791.424.001	73.999.025	2,7%	-3,7%	4,2%
12	jul/19	2.874.213.732	2.818.447.445	55.766.287	2,0%	-3,2%	4,0%
13	ago/19	2.913.387.002	2.894.912.023	18.474.979	0,6%	-3,0%	3,7%
14	set/19	2.997.139.065	2.930.610.422	66.528.643	2,3%	-2,6%	3,6%
15	out/19	2.993.401.562	2.895.240.042	98.161.520	3,4%	-2,2%	3,6%
16	nov/19	3.109.915.397	3.160.537.766	-50.622.369	-1,6%	-2,2%	3,5%
17	dez/19	3.089.308.277	3.156.623.194	-67.314.917	-2,1%	-2,2%	3,4%
18	jan/20	3.185.813.874	3.334.674.001	-148.860.127	-4,5%	-2,3%	3,5%
19	fev/20	2.913.749.092	3.123.355.070	-209.605.978	-6,7%	-2,5%	3,6%
20	mar/20	2.935.174.296	2.887.472.732	47.701.564	1,7%	-2,3%	3,5%
21	abr/20	3.126.168.178	2.606.217.214	519.950.964	20,0%	-1,4%	4,3%
22	mai/20	3.041.066.345	2.066.995.110	974.071.235	47,1%	0,1%	6,3%
23	jun/20	3.023.961.238	2.454.386.207	569.575.031	23,2%	1,0%	7,0%
24	jul/20	3.032.751.944	2.729.325.271	303.426.673	11,1%	1,4%	7,2%
25	ago/20	3.071.925.214	3.016.264.056	55.661.158	1,8%	1,4%	7,0%
26	set/20	3.155.677.277	3.319.074.031	-163.396.754	-4,9%	1,1%	6,9%
27	out/20	3.151.939.774	3.358.904.152	-206.964.378	-6,2%	0,8%	6,8%
28	nov/20	3.268.453.609	3.675.444.420	-406.990.811	-11,1%	0,3%	7,0%
29	dez/20	3.247.846.489	3.635.784.668	-387.938.179	-10,7%	-0,2%	7,1%
30	jan/21	3.344.352.086	3.618.514.343	-274.162.257	-7,6%	-0,5%	7,1%
31	fev/21	3.072.287.304	3.192.427.368	-120.140.064	-3,8%	-0,6%	7,0%
32	mar/21	3.093.712.508	3.357.156.462	-263.443.954	-7,8%	-0,8%	7,1%
33	abr/21	3.284.706.390	3.854.845.127	-570.138.737	-14,8%	-1,4%	7,3%
34	mai/21	3.199.604.557	3.534.051.892	-334.447.335	-9,5%	-1,6%	7,4%
35	jun/21	3.182.499.450	3.428.958.710	-246.459.260	-7,2%	-1,8%	7,3%
36	jul/21	3.191.290.156	3.558.349.766	-367.059.610	-10,3%	-2,1%	7,4%

Fonte: elaborado pela autora.

Com base na tabela anterior, é possível observar que o modelo subestima a arrecadação na maior parte do tempo, exceto a partir do passo 20 até o passo 25, que corresponde ao período mais agudo da crise da covid-19, no qual o modelo passa a superestimar os valores.

As maiores discrepâncias entre os valores previstos e os observados (erro %) ocorreram justamente nesse período, que corresponde ao intervalo que compreende os meses de março a julho de 2020. Mesmo assim, em termos acumulados e com base na estatística MAPE, os erros ficaram inferiores a 7,6% durante todo o período. Ao considerar as estatísticas de erro no período até dezembro de 2019, o período anterior à crise, o erro acumulado é de -2,2%, enquanto a estatística MAPE é de 3,4%. O Gráfico a seguir ilustra os valores observados e aqueles previstos pelo modelo.

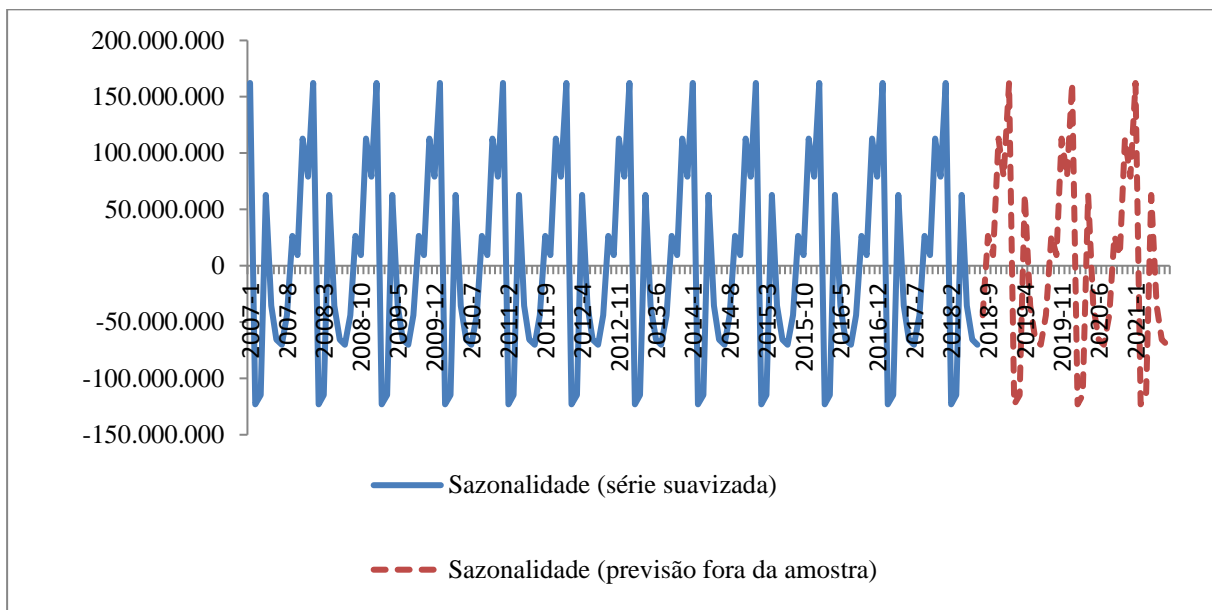
Figura 3 - ICMS modificado e previsão fora da amostra em trinta e seis passos - janeiro de 2019 a julho de 2021



Fonte: elaborado pela autora.

Por sua vez, os dois gráficos a seguir exibem as previsões apresentadas no Gráfico 2 desmembradas em seu componente sazonal e de nível. Vale destacar que a estimativa da sazonalidade considera a série suavizada, enquanto as previsões são obtidas com base na série filtrada. No que concerne à sazonalidade, é possível observar um padrão em formato de “W”, de acordo com o Gráfico 3 abaixo.

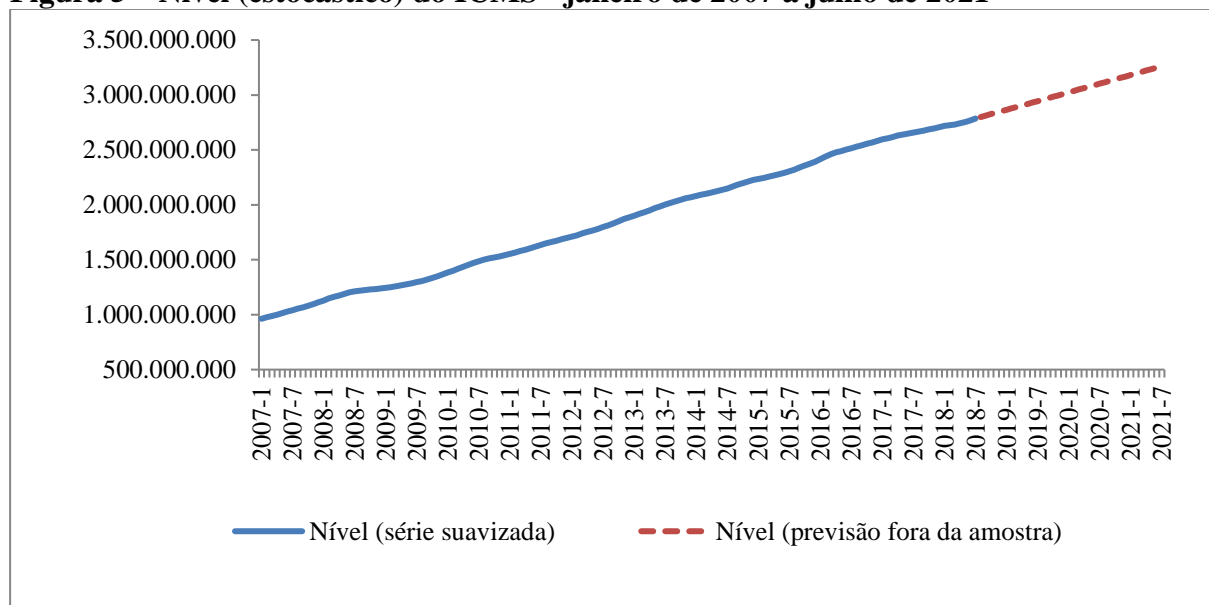
Figura 4 – Sazonalidade (fixa) do ICMS – janeiro de 2007 a julho de 2021



Fonte: elaborado pela autora.

O comportamento sazonal do ICMS indica um movimento negativo nos meses de fevereiro, março, maio, junho, julho e agosto. Os melhores meses são janeiro, novembro e dezembro, nessa ordem. Vale lembrar que, como a arrecadação é baseada nos fatos geradores do mês anterior, a arrecadação elevada de janeiro pode ser relacionada às vendas de final de ano, por hipótese. Por sua vez, os piores meses (março e fevereiro, nessa ordem) para a arrecadação do ICMS podem ser explicados pela menor quantidade de dias úteis e aos períodos de férias. Uma análise mais aprofundada da dinâmica sazonal do ICMS pode ser objeto de estudos futuros.

Figura 5 – Nível (estocástico) do ICMS - janeiro de 2007 a julho de 2021



Fonte: elaborado pela autora.

Já o nível, diferentemente do componente sazonal, é estocástico no modelo estimado. Portanto, ele não é fixo, e apresenta um aumento ao longo do tempo, o que é usual em séries nominais. Da mesma forma, novamente a estimativa do nível é calculada com base na série suavizada, enquanto as previsões são estimadas com a série filtrada.

4. Considerações finais

Este artigo propôs a utilização do modelo estrutural em espaço de estado para a previsão da arrecadação de ICMS, no Estado do Rio Grande do Sul. Dentre os seis modelos testados, o de nível estocástico, inclinação fixa e sazonalidade fixa apresentou o menor erro de previsão, em seis passos à frente, ao considerar as estimativas com base em na subamostra de dados de janeiro de 2007 a janeiro de 2021.

Em seis passos, o erro médio acumulado do modelo foi de -1,8%, ao passo que a medida de erro MAPE foi de 3,6%. Vale notar que a configuração com o nível estocástico, a inclinação fixa e a sazonalidade estocástica também apresentou um bom resultado, com percentuais de -2,8% e 4,5%, respectivamente.

Em outro exercício, com os dois modelos supracitados, realizou-se o somatório das previsões em 12 meses para os últimos cinco anos, sempre com dados até dezembro do ano anterior. Os dois modelos subestimaram a arrecadação em 2016 e 2018; acertaram a arrecadação de 2017 (erro de 0,1%); e superestimaram nos dois últimos anos observados. As

estimativas ficaram muito próximas, mas a configuração que considera a sazonalidade fixa registrou desvios ligeiramente menores, em quatro dos cinco períodos analisados.

Por fim, ao considerar outra subamostra, com dados até julho de 2018, o modelo de nível estocástico, inclinação fixa e sazonalidade fixa apresentou um bom desempenho na previsão em 36 passos à frente. No entanto, a sua *performance* ficou prejudicada durante a crise da Covid-19. Mesmo assim, em termos acumulados e com base na estatística MAPE, os erros ficaram inferiores a 7,6%. Ao analisar os desvios no período anterior à crise, o erro acumulado ficou em -2,2% e a estatística MAPE em 3,4%.

Espera-se que o trabalho realizado sirva de instrumento para qualificar a gestão dos recursos públicos do Estado do Rio Grande do Sul e estimule outros estudos dentro desta temática, dada a sua importância para o Tesouro do Estado. Nesse sentido é fundamental testar outras configurações de modelos, entre componentes fixos e estocásticos, e acompanhar os desvios de previsão. Assim, com uma melhor previsibilidade das receitas, torna-se mais factível a sua aplicação nas áreas prioritárias e o cumprimento dos percentuais mínimos, definidos no marco constitucional do país.

5. Referências Bibliográficas

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1976.

COMMANDEUR, J. J. F.; KOOPMAN, S. J. **An Introduction to State Space Time Series Analysis**. New York: Oxford University Press, 2007.

CUTHBERTSON, K., HALL, S. G. E.; TAYLOR, M. P. **Applied Econometric Techniques**. London: Harvester Wheatsheaf, 1992.

HARVEY, A. C. **Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter**. Cambridge: Cambridge University Press, 1989.

HOLT, C. C. **Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages**. Pittsburgh: Carnegie Institute of Technology, 1957.

KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. **Journal of Basic Engineering**, New York, v. 82, n. 1, p. 35-45, mar. 1960.

RIO GRANDE DO SUL. Secretaria da Fazenda. **Receita dados**. Porto Alegre: Secretaria da Fazenda do Rio Grande do Sul, 2021a. Disponível em: <<http://receitadados.fazenda.rs.gov.br/>>. Acesso em: 25 ago. 2021.

_____. Secretaria da Fazenda. Impactos Covid-19, **Boletim Receita Estadual**, Porto Alegre, n. 41, 26 jul. 2021b.

_____. Secretaria da Fazenda. **Primeiro bimestre de 2020 mostrou melhora fiscal antes da pandemia**. Porto Alegre: Secretaria da Fazenda do Rio Grande do Sul, 2020c. Disponível em: <<https://www.fazenda.rs.gov.br/conteudo/12924/primeiro-bimestre-de-2020-mostrou-melhora-fiscal-antes-da-pandemia/termosbusca=antecipa%C3%A7%C3%A3o>>. Acesso em 26 ago. 2021.

WINTERS, P. R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, Providence, v. 6, n. 3, p. 324-342, apr. 1960.

ANEXO

Tabela 3 – Série histórica do ICMS, ICMS modificado e componentes do modelo estrutural

	ICMS	ICMS (modificado)	ICMS previsões (fora da amostra)	Nível (série suavizada)	Inclinação (série suavizada)	Sazonalidade (série suavizada)	Irregular (série suavizada)
2007-1	1.135.878.787	1.135.878.787		962.550.509	13.211.518	162.266.611	11.061.667
2007-2	901.736.281	901.736.281		975.495.781	13.211.518	-123.009.689	49.250.189
2007-3	844.381.615	844.381.615		987.255.637	13.211.518	-114.796.003	-28.078.020
2007-4	988.600.996	988.600.996		999.691.311	13.211.518	62.986.361	-74.076.676
2007-5	993.168.508	993.168.508		1.013.909.954	13.211.518	-35.326.990	14.585.544
2007-6	1.013.389.712	1.013.389.712		1.027.777.534	13.211.518	-65.643.614	51.255.791
2007-7	946.369.869	946.369.869		1.040.411.426	13.211.518	-70.064.425	-23.977.131
2007-8	1.031.507.565	1.031.507.565		1.053.622.430	13.211.518	-44.102.673	21.987.809
2007-9	1.027.405.102	1.027.405.102		1.066.304.203	13.211.518	26.437.872	-65.336.973
2007-10	1.045.611.202	1.045.611.202		1.080.558.588	13.211.518	9.488.851	-44.436.237
2007-11	1.169.635.965	1.169.635.965		1.095.882.520	13.211.518	112.791.168	-39.037.723
2007-12	1.159.999.672	1.159.999.672		1.112.146.061	13.211.518	78.972.531	-31.118.920
2008-1	1.265.623.846	1.265.623.846		1.129.158.611	13.211.518	162.266.611	-25.801.376
2008-2	1.138.744.311	1.138.744.311		1.146.792.180	13.211.518	-123.009.689	114.961.820
2008-3	1.093.965.572	1.093.965.572		1.161.658.705	13.211.518	-114.796.003	47.102.869
2008-4	1.200.878.026	1.200.878.026		1.175.391.499	13.211.518	62.986.361	-37.499.834
2008-5	1.204.679.695	1.204.679.695		1.190.026.886	13.211.518	-35.326.990	49.979.798
2008-6	1.357.236.970	1.357.236.970		1.203.459.297	13.211.518	-65.643.614	219.421.287
2008-7	1.199.086.553	1.199.086.553		1.211.610.402	13.211.518	-70.064.425	57.540.576
2008-8	1.172.822.499	1.172.822.499		1.218.376.549	13.211.518	-44.102.673	-1.451.377
2008-9	1.310.804.062	1.310.804.062		1.225.177.630	13.211.518	26.437.872	59.188.560
2008-10	1.320.164.822	1.320.164.822		1.230.554.086	13.211.518	9.488.851	80.121.885
2008-11	1.360.074.898	1.360.074.898		1.234.002.069	13.211.518	112.791.168	13.281.661
2008-12	1.201.072.420	1.201.072.420		1.237.130.373	13.211.518	78.972.531	-115.030.483
2009-1	1.342.779.110	1.342.779.110		1.243.027.373	13.211.518	162.266.611	-62.514.874
2009-2	1.111.070.401	1.111.070.401		1.250.429.060	13.211.518	-123.009.689	-16.348.970
2009-3	1.116.237.955	1.116.237.955		1.258.224.254	13.211.518	-114.796.003	-27.190.296
2009-4	1.282.456.339	1.282.456.339		1.266.673.898	13.211.518	62.986.361	-47.203.920
2009-5	1.249.665.706	1.249.665.706		1.276.259.704	13.211.518	-35.326.990	8.732.992
2009-6	1.196.963.203	1.196.963.203		1.285.635.315	13.211.518	-65.643.614	-23.028.497
2009-7	1.176.310.607	1.176.310.607		1.295.565.204	13.211.518	-70.064.425	-49.190.171
2009-8	1.214.493.646	1.214.493.646		1.306.679.063	13.211.518	-44.102.673	-48.082.743
2009-9	1.243.153.718	1.243.153.718		1.318.950.238	13.211.518	26.437.872	-102.234.391
2009-10	1.308.755.374	1.308.755.374		1.333.682.118	13.211.518	9.488.851	-34.415.594
2009-11	1.419.093.801	1.419.093.801		1.349.242.355	13.211.518	112.791.168	-42.939.722

2009-12	1.425.691.111	1.425.691.111	1.365.836.119	13.211.518	78.972.531	-19.117.539
2010-1	1.541.028.660	1.541.028.660	1.382.890.028	13.211.518	162.266.611	-4.127.979
2010-2	1.144.847.624	1.144.847.624	1.400.043.294	13.211.518	-123.009.689	-132.185.981
2010-3	1.421.600.536	1.421.600.536	1.420.378.177	13.211.518	-114.796.003	116.018.362
2010-4	1.534.247.758	1.534.247.758	1.437.920.586	13.211.518	62.986.361	33.340.811
2010-5	1.452.965.587	1.452.965.587	1.454.660.506	13.211.518	-35.326.990	33.632.070
2010-6	1.396.592.661	1.396.592.661	1.470.590.928	13.211.518	-65.643.614	-8.354.653
2010-7	1.456.077.500	1.456.077.500	1.486.722.440	13.211.518	-70.064.425	39.419.486
2010-8	1.706.100.198	1.706.100.198	1.501.905.155	13.211.518	-44.102.673	248.297.717
2010-9	1.542.507.260	1.542.507.260	1.511.111.530	13.211.518	26.437.872	4.957.859
2010-10	1.491.496.500	1.491.496.500	1.520.198.573	13.211.518	9.488.851	-38.190.924
2010-11	1.580.379.520	1.580.379.520	1.530.204.843	13.211.518	112.791.168	-62.616.492
2010-12	1.625.468.978	1.625.468.978	1.541.718.245	13.211.518	78.972.531	4.778.202
2011-1	1.664.506.128	1.664.506.128	1.553.116.639	13.211.518	162.266.611	-50.877.123
2011-2	1.434.280.439	1.434.280.439	1.565.739.608	13.211.518	-123.009.689	-8.449.480
2011-3	1.455.131.906	1.455.131.906	1.578.565.949	13.211.518	-114.796.003	-8.638.040
2011-4	1.642.540.765	1.642.540.765	1.591.600.201	13.211.518	62.986.361	-12.045.797
2011-5	1.539.683.003	1.539.683.003	1.604.924.386	13.211.518	-35.326.990	-29.914.393
2011-6	1.524.884.336	1.524.884.336	1.618.968.589	13.211.518	-65.643.614	-28.440.639
2011-7	1.582.319.457	1.582.319.457	1.633.697.336	13.211.518	-70.064.425	18.686.546
2011-8	1.685.540.320	1.685.540.320	1.647.976.312	13.211.518	-44.102.673	81.666.682
2011-9	1.636.917.176	1.636.917.176	1.660.289.632	13.211.518	26.437.872	-49.810.328
2011-10	1.720.893.308	1.720.893.308	1.673.801.850	13.211.518	9.488.851	37.602.607
2011-11	1.793.227.848	1.793.227.848	1.686.409.001	13.211.518	112.791.168	-5.972.322
2011-12	1.823.005.691	1.823.005.691	1.699.159.901	13.211.518	78.972.531	44.873.259
2012-1	1.852.165.296	1.852.165.296	1.710.830.736	13.211.518	162.266.611	-20.932.050
2012-2	1.409.620.337	1.409.620.337	1.723.005.389	13.211.518	-123.009.689	-190.375.363
2012-3	1.765.030.101	1.765.030.101	1.739.762.234	13.211.518	-114.796.003	140.063.869
2012-4	1.786.275.379	1.786.275.379	1.753.147.848	13.211.518	62.986.361	-29.858.830
2012-5	1.708.770.723	1.708.770.723	1.767.252.140	13.211.518	-35.326.990	-23.154.428
2012-6	1.685.411.557	1.685.411.557	1.781.913.743	13.211.518	-65.643.614	-30.858.572
2012-7	1.786.296.893	1.786.296.893	1.797.318.088	13.211.518	-70.064.425	59.043.230
2012-8	1.600.097.205	1.600.097.205	1.811.301.307	13.211.518	-44.102.673	-167.101.429
2012-9	1.740.615.174	1.740.615.174	1.829.306.532	13.211.518	26.437.872	-115.129.229
2012-10	1.889.473.872	1.889.473.872	1.850.082.830	13.211.518	9.488.851	29.902.191
2012-11	2.159.712.793	2.159.712.793	1.870.139.406	13.211.518	112.791.168	176.782.219
2012-12	1.994.739.300	1.994.739.300	1.885.940.966	13.211.518	78.972.531	29.825.803
2013-1	2.012.637.848	2.012.637.848	1.901.024.642	13.211.518	162.266.611	-50.653.404
2013-2	1.833.498.428	1.833.498.428	1.917.327.507	13.211.518	-123.009.689	39.180.610
2013-3	1.719.414.242	1.719.414.242	1.932.687.324	13.211.518	-114.796.003	-98.477.079
2013-4	1.991.434.496	1.991.434.496	1.950.417.411	13.211.518	62.986.361	-21.969.276
2013-5	1.998.895.507	1.998.895.507	1.968.676.281	13.211.518	-35.326.990	65.546.216
2013-6	1.950.880.443	1.950.880.443	1.985.357.503	13.211.518	-65.643.614	31.166.554
2013-7	1.943.340.968	1.943.340.968	2.001.288.570	13.211.518	-70.064.425	12.116.823
2013-8	2.022.132.091	2.022.132.091	2.016.927.994	13.211.518	-44.102.673	49.306.770
2013-9	2.052.272.155	2.052.272.155	2.031.380.641	13.211.518	26.437.872	-5.546.358
2013-10	2.112.672.408	2.112.672.408	2.045.966.785	13.211.518	9.488.851	57.216.772
2013-11	2.276.685.487	2.276.685.487	2.059.175.764	13.211.518	112.791.168	104.718.554
2013-12	2.146.701.529	2.146.701.529	2.069.864.246	13.211.518	78.972.531	-2.135.249
2014-1	2.206.733.226	2.206.733.226	2.080.604.122	13.211.518	162.266.611	-36.137.508
2014-2	2.045.248.032	2.045.248.032	2.092.213.801	13.211.518	-123.009.689	76.043.920
2014-3	1.975.407.081	1.975.407.081	2.101.993.160	13.211.518	-114.796.003	-11.790.076
2014-4	2.111.810.820	2.111.810.820	2.112.056.297	13.211.518	62.986.361	-63.231.838
2014-5	2.046.363.914	2.046.363.914	2.123.641.377	13.211.518	-35.326.990	-41.950.473

2014-6	2.096.161.558	2.096.161.558		2.136.236.173	13.211.518	-65.643.614	25.568.999
2014-7	1.869.931.328	1.869.931.328		2.148.215.542	13.211.518	-70.064.425	-208.219.789
2014-8	2.107.170.971	2.107.170.971		2.165.206.606	13.211.518	-44.102.673	-13.932.961
2014-9	2.301.560.685	2.301.560.685		2.182.533.025	13.211.518	26.437.872	92.589.789
2014-10	2.228.441.409	2.228.441.409		2.197.630.878	13.211.518	9.488.851	21.321.680
2014-11	2.367.089.487	2.367.089.487		2.212.215.533	13.211.518	112.791.168	42.082.785
2014-12	2.498.294.628	2.498.294.628		2.225.787.288	13.211.518	78.972.531	193.534.809
2015-1	2.363.241.661	2.363.241.661		2.234.700.806	13.211.518	162.266.611	-33.725.756
2015-2	2.088.685.468	2.088.685.468		2.244.426.077	13.211.518	-123.009.689	-32.730.920
2015-3	2.071.385.245	2.071.385.245		2.254.939.157	13.211.518	-114.796.003	-68.757.909
2015-4	2.340.603.381	2.340.603.381		2.267.107.187	13.211.518	62.986.361	10.509.833
2015-5	2.217.941.179	2.217.941.179		2.279.022.255	13.211.518	-35.326.990	-25.754.086
2015-6	2.193.441.399	2.193.441.399		2.291.557.203	13.211.518	-65.643.614	-32.472.190
2015-7	2.124.309.757	2.124.309.757		2.304.873.733	13.211.518	-70.064.425	-110.499.550
2015-8	2.129.923.435	2.129.923.435		2.320.849.904	13.211.518	-44.102.673	-146.823.795
2015-9	2.524.576.973	2.524.576.973		2.340.360.013	13.211.518	26.437.872	157.779.088
2015-10	2.292.922.756	2.292.922.756		2.356.072.498	13.211.518	9.488.851	-72.638.593
2015-11	2.391.676.726	2.391.676.726		2.373.533.340	13.211.518	112.791.168	-94.647.782
2015-12	2.387.184.817	2.387.184.817		2.393.272.282	13.211.518	78.972.531	-85.059.996
2016-1	2.474.772.761	2.474.772.761		2.415.058.555	13.211.518	162.266.611	-102.552.405
2016-2	2.509.093.958	2.509.093.958		2.439.313.187	13.211.518	-123.009.689	192.790.460
2016-3	2.462.267.892	2.462.267.892		2.458.927.498	13.211.518	-114.796.003	118.136.397
2016-4	2.655.283.639	2.655.283.639		2.475.698.354	13.211.518	62.986.361	116.598.924
2016-5	2.522.091.384	2.522.091.384		2.489.662.762	13.211.518	-35.326.990	67.755.612
2016-6	2.365.955.025	2.365.955.025		2.501.996.343	13.211.518	-65.643.614	-70.397.704
2016-7	2.501.954.349	2.501.954.349		2.516.024.344	13.211.518	-70.064.425	55.994.431
2016-8	2.476.177.101	2.476.177.101		2.528.704.601	13.211.518	-44.102.673	-8.424.826
2016-9	2.574.141.690	2.574.141.690		2.541.587.638	13.211.518	26.437.872	6.116.180
2016-10	2.568.488.805	2.568.488.805		2.554.323.462	13.211.518	9.488.851	4.676.491
2016-11	2.600.542.468	2.600.542.468		2.566.946.727	13.211.518	112.791.168	-79.195.428
2016-12	2.675.004.332	2.675.004.332		2.581.476.166	13.211.518	78.972.531	14.555.635
2017-1	2.906.109.690	2.906.109.690		2.595.655.262	13.211.518	162.266.611	148.187.817
2017-2	2.438.979.546	2.438.979.546		2.606.267.589	13.211.518	-123.009.689	-44.278.354
2017-3	2.461.369.795	2.461.369.795		2.617.945.663	13.211.518	-114.796.003	-41.779.865
2017-4	2.877.422.563	2.877.422.563		2.630.629.346	13.211.518	62.986.361	183.806.856
2017-5	2.534.913.125	2.534.913.125		2.638.888.937	13.211.518	-35.326.990	-68.648.822
2017-6	2.663.303.247	2.663.303.247		2.648.800.853	13.211.518	-65.643.614	80.146.008
2017-7	2.523.526.721	2.523.526.721		2.656.783.715	13.211.518	-70.064.425	-63.192.569
2017-8	2.606.743.053	2.606.743.053		2.666.287.574	13.211.518	-44.102.673	-15.441.848
2017-9	2.720.026.784	2.720.026.784		2.676.163.107	13.211.518	26.437.872	17.425.805
2017-10	2.653.947.789	2.653.947.789		2.685.619.215	13.211.518	9.488.851	-41.160.277
2017-11	2.796.401.438	2.796.401.438		2.696.066.019	13.211.518	112.791.168	-12.455.749
2017-12	2.750.679.633	2.750.679.633		2.706.812.623	13.211.518	78.972.531	-35.105.522
2018-1	3.108.743.793	3.108.743.793		2.718.404.192	13.211.518	162.266.611	228.072.991
2018-2	2.553.638.593	2.553.638.593		2.724.506.214	13.211.518	-123.009.689	-47.857.932
2018-3	2.480.353.924	2.480.353.924		2.731.760.141	13.211.518	-114.796.003	-136.610.214
2018-4	2.746.918.283	2.746.918.283		2.742.302.174	13.211.518	62.986.361	-58.370.252
2018-5	2.668.112.115	2.668.112.115		2.754.249.134	13.211.518	-35.326.990	-50.810.029
2018-6	2.487.769.056	2.487.769.056		2.767.419.054	13.211.518	-65.643.614	-214.006.384
2018-7	2.927.953.640	2.927.953.640		2.785.739.946	13.211.518	-70.064.425	212.278.119
2018-8	2.880.273.792	2.880.273.792	2.754.848.790				
2018-9	3.126.414.425	3.126.414.425	2.838.600.853				
2018-10	2.926.666.495	2.926.666.495	2.834.863.350				
2018-11	3.047.325.169	3.047.325.169	2.951.377.185				

2018-12	3.850.477.023	3.503.477.023	2.930.770.065
2019-1	2.729.899.082	3.076.899.082	3.027.275.662
2019-2	2.814.176.075	2.814.176.075	2.755.210.880
2019-3	2.803.894.230	2.803.894.230	2.776.636.084
2019-4	2.987.288.337	2.987.288.337	2.967.629.966
2019-5	2.839.760.343	2.839.760.343	2.882.528.133
2019-6	2.791.424.001	2.791.424.001	2.865.423.026
2019-7	2.818.447.445	2.818.447.445	2.874.213.732
2019-8	2.894.912.023	2.894.912.023	2.913.387.002
2019-9	2.930.610.422	2.930.610.422	2.997.139.065
2019-10	2.895.240.042	2.895.240.042	2.993.401.562
2019-11	3.352.537.766	3.160.537.766	3.109.915.397
2019-12	3.884.623.194	3.156.623.194	3.089.308.277
2020-1	3.334.674.001	3.334.674.001	3.185.813.874
2020-2	3.123.355.070	3.123.355.070	2.913.749.092
2020-3	2.887.472.732	2.887.472.732	2.935.174.296
2020-4	2.606.217.214	2.606.217.214	3.126.168.178
2020-5	2.066.995.110	2.066.995.110	3.041.066.345
2020-6	2.454.386.207	2.454.386.207	3.023.961.238
2020-7	2.729.325.271	2.729.325.271	3.032.751.944
2020-8	3.016.264.056	3.016.264.056	3.071.925.214
2020-9	3.319.074.031	3.319.074.031	3.155.677.277
2020-10	3.358.904.152	3.358.904.152	3.151.939.774
2020-11	3.675.444.420	3.675.444.420	3.268.453.609
2020-12	3.635.784.668	3.635.784.668	3.247.846.489
2021-1	3.618.514.343	3.618.514.343	3.344.352.086
2021-2	3.192.257.368	3.192.427.368	3.072.287.304
2021-3	3.527.156.462	3.357.156.462	3.093.712.508
2021-4	3.854.845.127	3.854.845.127	3.284.706.390
2021-5	3.534.051.892	3.534.051.892	3.199.604.557
2021-6	3.428.958.710	3.428.958.710	3.182.499.450
2021-7	4.480.349.766	3.558.349.766	3.191.290.156

Fonte: Os dados do ICMS têm como fonte a Receita Estadual (RIO GRANDE DO SUL, 2021a).

Nota 1: A série do ICMS modificado considera as informações do Boletim n. 41 da Receita Estadual RS divulgado em 26/07/2021, quais sejam: exclusão de novembro (R\$ 192 milhões) e de dezembro de 2019 (R\$ 728 milhões) de programas de parcelamento extraordinário e decisões judiciais. Exclusão de julho de 2021 os R\$ 922 milhões, referentes à CEEE-D. Acrescentado em fevereiro de 2021 e deduzido de março de 2021 os R\$ 170 milhões referente à energia elétrica. Conforme o Relatório de Execução Orçamentária do primeiro bimestre de 2020 foi subtraído do mês de dezembro de 2018 e somado ao mês de janeiro de 2019 o valor de R\$ 347 milhões, devido a antecipações do pagamento do ICMS (RIO GRANDE DO SUL, 2021b, 2021c).

Nota 2: As previsões foram realizadas a partir da série filtrada do modelo estrutural de nível estocástico e inclinação e sazonalidade fixas com base na série do ICMS modificada e considerando uma amostra de dados de janeiro de 2007 a julho de 2018.

Nota 3: Os componentes foram estimados a partir da série suavizada, considerando o modelo descrito na nota 2 acima.