

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Instituto de Ciências Exatas
Programa de Pós-Graduação em Estatística
Especialização em Estatística

Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e Silva

Escolha do valor crítico em modelos VAR restritos para análise da resposta ao impulso

Belo Horizonte
2023

Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e Silva

Escolha do valor crítico em modelos VAR restritos para análise da resposta ao impulso

VERSÃO FINAL

Monografia de especialização apresentada ao Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Especialista em Estatística.

Área de concentração: Estatística
Linha de pesquisa: Séries Temporais

Orientador: Prof. Dr. Ivair Ramos Silva

Belo Horizonte
2023

2023, Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e Silva.
Todos os direitos reservados.

Silva, Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e

S586e Escolha do valor crítico em modelos VAR restritos para análise da resposta ao impulso [manuscrito] / Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e Silva —2023.
25.f. il.

Orientador . Ivair Ramos Silva.
Monografia (especialização) - Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística
Referências: 24-25

1. Estatística. 2. Modelo de Vetores Autorregressivos (VAR).
3. Valor crítico. 4. Função impulso-resposta. I. Silva, Ivair Ramos. II. Universidade Federal de Minas Gerais I. Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística. III. Título.

CDU 519.2 (043)

Ficha catalográfica elaborada pela bibliotecária Belkiz Inez Rezende Costa
CRB 6/1510 Universidade Federal de Minas Gerais – ICEX



Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística
Programa de Pós-Graduação / Especialização
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha
31270-901 – Belo Horizonte – MG

E-mail: pgest@ufmg.br
Tel: 3409-5923 – FAX: 3409-5924

ATA DO 277ª. TRABALHO DE FIM DE CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA DE CAIO CÉSAR DE AZEVEDO BOMFIM LACERDA E SILVA.

Aos dez dias do mês de março de 2023, às 18:30 horas, com utilização de recursos de videoconferência a distância, reuniram-se os professores abaixo relacionados, formando a Comissão Examinadora homologada pela Comissão do Curso de Especialização em Estatística, para julgar a apresentação do trabalho de fim de curso do aluno **Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e Silva**, intitulado: “*Escolha do valor crítico em modelos VAR restritos para análise da resposta ao impulso*”, como requisito para obtenção do Grau de Especialista em Estatística. Abrindo a sessão, o Presidente da Comissão, Professor Ivair Ramos Silva – Orientador, após dar conhecimento aos presentes do teor das normas regulamentares, passou a palavra ao candidato para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores com a respectiva defesa do candidato. Após a defesa, os membros da banca examinadora reuniram-se sem a presença do candidato e do público, para julgamento e expedição do resultado final. Foi atribuída a seguinte indicação: o candidato foi considerado Aprovado condicional às modificações sugeridas pela banca examinadora no prazo de 30 dias a partir da data de hoje por unanimidade. O resultado final foi comunicado publicamente ao candidato pelo Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, o Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente Ata, que será assinada por todos os membros participantes da banca examinadora. Belo Horizonte, 10 de março de 2023.


Prof. Ivair Ramos Silva (Orientador)

Departamento de Estatística / UFOP

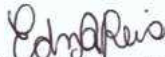
Documento assinado digitalmente:



FERNANDA FARIA SILVA
Data: 14/03/2023 00:14:10-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Fernanda Faria Silva

Programa de Pós-graduação em Economia Aplicada / UFOP



Edna Alonso Reis

Departamento de Estatística / UFMG



Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística
Programa de Pós-Graduação / Especialização
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha
31270-901 – Belo Horizonte – MG

E-mail: pgest@ufmg.br
Tel: 3409-5923 – FAX: 3409-5924

DECLARAÇÃO DE CUMPRIMENTO DE REQUISITOS PARA CONCLUSÃO DO CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA.

Declaro para os devidos fins que Caio César de Azevedo Bomfim Lacerda e Silva, número de registro 2020705537, cumpriu todos os requisitos necessários para conclusão do curso de Especialização em Estatística e que entregou para seu orientador, o professor Ivair Ramos Silva, que aprovou a versão final. O trabalho foi apresentado no dia 10 de março de 2023 com o título “Escolha do valor crítico em modelos VAR restritos para análise da resposta ao impulso”.

Belo Horizonte, 12 de abril de 2023

A handwritten signature in blue ink, reading "Roberto da Costa Quinino".

Prof. Roberto da Costa Quinino
Coordenador do curso de
Especialização em Estatística
Departamento de Estatística / UFMG

Roberto da
Costa
Quinino:808712
91720

Assinado de forma
digital por Roberto da
Costa
Quinino:80871291720
Dados: 2023.04.12
20:41:25 -03'00'

AGRADECIMENTOS

De forma única e especial, sou grato Àquele que se fez presente em todo o período do curso: Deus! Ao longo desses três anos, pude experimentá-Lo presente em minha vida, diante de tantos acontecimentos, sejam eles bons ou ruins. Fui sustentado, cuidado e presenteado por Ele nessa caminhada. “Muito obrigado, Pai!”.

À minha família e amigos pelo suporte e compreensão nos momentos de ausência.

Ao Prof. Ivair por aceitar esse desafio de orientação e me permitir, mais uma vez, aprender com seus ensinamentos.

À Comissão Examinadora, nas pessoas da Prof.^a Fernanda, pela parceria e presença em minha caminhada e, Prof.^a Edna, pelo presente de ter sido seu aluno e trazer seus conhecimentos de forma tão acessível e clara. Ainda, pela disponibilidade em participarem da banca, trazerem contribuições e reflexões ao trabalho.

Aos professores da Especialização pela rica oportunidade de conhecer mais o campo da Estatística e por trazerem o conteúdo da melhor maneira possível na forma remota.

À equipe de secretários da Especialização pela prontidão nas demandas, auxílio e dúvidas frente ao curso.

Aos colegas de turma, mesmo pelo pouco convívio presencial, mas, “presentes” no virtual.

À UFMG pelo privilégio de carregar comigo o nome dessa excelente instituição.

Muito obrigado!

RESUMO

A correta parametrização de modelos de vetores autorregressivos (VAR) desempenha um papel central na precisão das estimativas de impulso resposta. A inclusão incorreta de relações temporais defasadas entre as variáveis produz estimadores enviesados para as respostas aos impulsos nas variáveis. Este trabalho demonstra que o viés aumenta com o número de relações inexistentes incluídas no modelo e também com o número de relacionamentos verdadeiros não inseridos no modelo. Um estudo intensivo de simulação foi realizado para explorar o equilíbrio entre o nível de significância global na correção de Bonferroni e a magnitude do vício do estimador da resposta ao impulso. Com isso, uma regra prática é oferecida para selecionar o nível de significância e o tamanho da amostra necessários para limitar o viés das estimativas de impulso resposta.

Palavras-chave: Vetor autoregressivo. Valor crítico. Análise de resposta ao impulso.

ABSTRACT

The correct parametrization of vector autoregression (VAR) models plays a central role on the accuracy of impulse response estimates. The incorrect inclusion of lagged temporal relationships among variables causes biased estimators for the responses to impulses on the variables. This work shows that the bias increases with the number of non-existent relationships included in the model and it also increases with the number of true relationships not entered in the model. An intensive simulation study is performed to explore the balance between the overall alpha level, in the light of Bonferroni's correction, and the statistical power for identifying each of the actual correlations. With this, a rule of thumb is offered for selecting the alpha level and sample size required to bound the bias of impulse response estimates under desired tolerances.

Key words: Auto-regressive vector. Critical value. Response impulse analysis.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Análise para impulsos de X1 (modelo completo)	16
Figura 2 – Análise para impulsos de X2 (modelo completo)	17
Figura 3 – Análise para impulsos de X3 (modelo completo)	18
Figura 4 – Análise para impulsos de X1 (modelo restrito)	19
Figura 5 – Análise para impulsos de X2 (modelo restrito)	21
Figura 6 – Análise para impulsos de X3 (modelo restrito)	22

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	9
2 REFERENCIAL TEÓRICO.....	11
2.1 Modelo VAR.....	11
2.2 VAR restrito.....	12
2.3 Função de Impulso Resposta.....	13
3 ESPECIFICAÇÃO DOS CENÁRIOS DE SIMULAÇÃO	15
4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS.....	16
4.1 Simulação 1 – Modelo completo.....	16
4.2 Simulação 2 – Modelo restrito.....	19
5 CONCLUSÃO.....	23
REFERÊNCIAS	24

1 INTRODUÇÃO

A autorregressão vetorial é amplamente utilizada em econometria, tendo seu uso, especialmente, para modelar a relação de múltiplas séries temporais em tempos defasados e contemporâneos (SIMS, 1980; HAMILTON, 1994; GREENE, 2012). Uma aplicação chave é usar o modelo ajustado para previsão e também para estudar as inter-relações entre as variáveis (SIMS; STOCK; WATSON, 1990; ENDERS, 2014). Outra aplicação comum dos modelos VAR é a chamada análise de 'impulso resposta', na qual objetivo é estimar os efeitos de curto prazo nas variáveis para perturbações controladas em variáveis selecionadas, como também seus efeitos de longo prazo a partir de variações dos modelos VAR¹.

A motivação do presente trabalho veio da configuração de estimação do modelo VAR que, ao escolher a quantidade de defasagens que o modelo utilizado teria, coeficientes estimados não significativos fariam parte do modelo completo e, tais coeficientes, seriam utilizados para estimar as respostas ao impulso dentro daquele contexto. Dessa forma, a permanência desses coeficientes geraria algum nível de viés na análise do modelo. Destarte, a justificativa para estudar o tópico está na identificação do valor crítico que a ser utilizado nas estimações, de forma a minimizar o viés na análise de resposta ao impulso, na utilização de defasagens significativas nos modelos VAR.

Nesse trabalho objetiva-se identificar a melhor escolha do valor crítico a ser usado na seleção das defasagens significativas do modelo VAR no sentido de minimizar o viés das estimativas de resposta ao impulso. Para isso, realizamos um estudo de forma a identificar a diferença quadrática média entre dois tipos de VAR (um geral e outro restrito), considerando diferentes tamanhos de amostra e valores críticos estabelecidos.

Além desta seção introdutória, a presente monografia está estruturada em mais três seções, seguida da conclusão do trabalho. A segunda seção trata de apresentar o referencial teórico do modelo VAR e a Função de Impulso Resposta. A terceira seção

¹ Para trabalhos aplicados ao Brasil que utilizam a metodologia VAR e suas variações, ver Silva (2011), Diniz (2017) e Silva (2020).

apresenta a especificação dos cenários de simulação. Na quarta seção, os resultados são apresentados. Finalmente, são apresentadas as conclusões desta monografia.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Modelo VAR

Para uma determinada série temporal, como apresentado em Enders (2014) e Bueno (2015), um modelo VAR de ordem p pode ser representado por um vetor de n variáveis endógenas X_t e Z_t que são exógenas e/ou determinísticas, como a equação (1) a seguir:

$$X_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-i} + GZ_t + e_t \quad (1)$$

onde:

X_t é um vetor $n \times 1$ de variáveis endógenas;

G é uma matriz de coeficientes $n \times g$;

Z_t é um vetor de variáveis exógenas $g \times 1$, podendo incluir variáveis determinísticas;

e_t é um vetor $n \times 1$ de perturbações aleatórias não correlacionadas com os regressores, mas contemporaneamente correlacionadas entre si.

Tal metodologia pode ser apresentada como um método de regressão multivariada, estimado por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), no qual o vetor de resposta (X_t) é explicado por autodefesagens e por outro vetor de variáveis exógenas (Z_t) (GREENE, 2012; GUJARATI; PORTER, 2014; BUENO, 2015).

O protocolo convencional de ajuste de modelos VAR baseia-se na estimativa da ordem p do polinômio autorregressivo, geralmente através de critérios de informação Akaike (AIC), Schwarz (SC) ou Bayesiano (BIC), Hanann-Quinn (HQ) em suas versões multivariadas, escolhendo o modelo que oferece os menores valores para esses critérios (LÜTKEPOHL; KRÄTZIG, 2004; GUJARATI; PORTER, 2014; BUENO, 2015).

Sims (1980) explica que, como o modelo é autorregressivo, a teoria assintótica poderia ser usada para lidar com a distribuição a ser usada nos testes para os coeficientes do modelo. Com isso, os graus de liberdade para as hipóteses a serem testadas, a partir de uma distribuição assintótica χ^2 (qui-quadrado), contra o teste da razão de verossimilhanças, não apresentariam tantas divergências com respeito ao

nível de significância nominal². Porém, Sims (1980) não trata do impacto de se usar a teoria assintótica sobre a qualidade da análise de resposta ao impulso.

2.2 VAR restrito

Para estimar o VAR restrito, foi utilizado o parâmetro “ser” do pacote “vars”, que impõe restrições a partir de um nível de significância, desde que existam valores da estatística t que, em termos absolutos, estejam abaixo do valor que foi definido na função. As equações são novamente estimadas por MQO de forma separada (PFAFF, 2008, 2021).

De forma geral, pode-se representar um modelo VAR em sua forma matricial da seguinte maneira, considerando que não há variáveis exógenas no modelo e que ele seja trivariado:

$$\begin{bmatrix} X1_t \\ X2_t \\ X3_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{30} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \Phi_{13} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \Phi_{23} \\ \Phi_{31} & \Phi_{32} & \Phi_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x1_{t-i} \\ x2_{t-i} \\ x3_{t-i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

Em sua forma reduzida, pode-se escrever:

$$X1_t = \Phi_{10} + \Phi_{11}x1_{t-i} + \Phi_{12}x2_{t-i} + \Phi_{13}x3_{t-i} + e_1 \quad (8)$$

$$X2_t = \Phi_{20} + \Phi_{21}x1_{t-i} + \Phi_{22}x2_{t-i} + \Phi_{23}x3_{t-i} + e_2 \quad (9)$$

$$X3_t = \Phi_{30} + \Phi_{31}x1_{t-i} + \Phi_{32}x2_{t-i} + \Phi_{33}x3_{t-i} + e_3 \quad (10)$$

No caso do VAR restrito, como há consideração apenas dos coeficientes que são significativos para um dado nível de significância, o modelo poderia ser representado em sua forma reduzida. Considere que este é um VAR restrito é um VAR (2), ou seja, um modelo VAR com duas defasagens:

$$X1_2 = \Phi_{10} + \Phi_{11}x1_2 + \Phi_{12}x2_1 + \Phi_{13}x3_2 + e_1 \quad (11)$$

$$X2_2 = \Phi_{20} + \Phi_{21}x1_1 + \Phi_{22}x2_1 + \Phi_{23}x3_2 + e_2 \quad (12)$$

² Quando é preestabelecido ou especificado um nível de significância a ser adotado.

$$X3_2 = \Phi_{30} + \Phi_{31}x1_1 + \Phi_{32}x2_2 + \Phi_{33}x3_1 + e_3 \quad (13)$$

onde:

em $X1_2$ não foram significativos os coeficientes de $x1_1$, $x2_2$ e $x3_1$;
 em $X2_2$ não foram significativos os coeficientes de $x1_2$, $x2_2$ e $x3_1$;
 em $X3_2$ não foram significativos os coeficientes de $x1_2$, $x2_1$ e $x3_2$.

2.3 Função de Impulso Resposta

Segundo Sims (1980), como a interpretação direta dos coeficientes (ou da matriz de coeficientes) do VAR é difícil, autores como Stock e Watson (2001), recomendam a estimação das Funções de Impulso Resposta (FIR) que “[...] delinea a resposta da variável dependente no sistema VAR aos choques nos termos de erro”³ (GUJARATI; PORTER, 2011, p.783-784).

Para um modelo VAR (p) bivariado de ordem 1 (um), ou seja, um VAR (1) bivariado, seguindo exemplo de Bueno (2015, p.217), tem-se:

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \Phi_1^i e_{t-i} = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\Phi_1^i}{1-a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_y \varepsilon_{yt-i} \\ \sigma_z \varepsilon_{zt-i} \end{bmatrix} \quad (2)$$

onde:

$\bar{X} = (I - \Phi_1)^{-1} \Phi_0$ seria a média de longo prazo.

Os multiplicadores que impactarão as variáveis do modelo podem ser descritas pela equação (3) e, os efeitos acumulados, através do somatório dos coeficientes em um período pré-determinado, como na equação (4):

$$\Psi_i = \frac{\Phi_1^i}{1-a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

³ Em conjunto com a FIR, em alguns trabalhos, recorre-se a análise complementar da decomposição da variância dos erros de previsão com o intuito de compreender a composição da variância do erro das variáveis endógenas do modelo, em um horizonte de previsão determinando.

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_i B_{\varepsilon_{t-1}} = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \Psi_{i,11} & \Psi_{i,12} \\ \Psi_{i,21} & \Psi_{i,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_y \varepsilon_{yt-i} \\ \sigma_z \varepsilon_{zt-i} \end{bmatrix} \quad (4)$$

O modelo VAR será estável (ou covariância-estacionário), a partir da equação (1), se todos os autovalores do polinômio em (5), estiverem dentro do círculo unitário, conforme apresenta Hamilton (1994) e Bueno (2015):

$$\sum_{i=1}^p \Phi_i L^i \quad (5)$$

onde:

L é o operador de defasagem.

3 ESPECIFICAÇÃO DOS CENÁRIOS DE SIMULAÇÃO

Foram simulados modelos tri-variados com ruído branco Gaussiano com defasagens de lag máximo $p = 12$. Foram gerados dois tipos de VAR: (i) um geral e global e (ii) um restrito, onde apenas o coeficiente para a defasagem de ordem 1 é fixado diferente de zero.

Para a escolha dos valores dos coeficientes a serem usados nos modelos verdadeiros para simulação, ao invés de colocá-los estáticos, na presente simulação, os coeficientes são simulados de uma distribuição uniforme nos intervalos $[-0,1, -0,05]$ e $[0,05, 0,1]$. Isto deve refletir melhor a realidade, pois não se espera que os coeficientes sejam iguais entre as diferentes variáveis. Além disso, este trabalho visa modelos estáveis, com betas que não sejam muito próximos de zero, porém, com valores absolutos maiores do que 0.05.

A variância do ruído branco foi fixada igual a 1 em todos os cenários simulados e cada cenário contou com 1000 simulações de Monte Carlo (1000). Os cenários para os valores críticos (cv) consideraram a grade de valores que se inicia em $cv = 1$ e progride de 0,1 em 0,1, até o valor $cv = 4$. Para os tamanhos de amostra, foram considerados os valores $n = 50, 100, 200$.

Na sequência dessas simulações, seguem-se para verificar o viés que é calculado pela diferença quadrática média entre os valores das FIR para os dois tipos de VAR estimados, para cada tamanho de amostra, de forma observar o comportamento dessa diferença aumentando o tamanho da amostra, juntamente com os valores críticos estabelecidos. Isto é, para cada série temporal simulada, é calculada a diferença quadrática média entre os valores das FIRs entre o modelo verdadeiro e o modelo estimado.

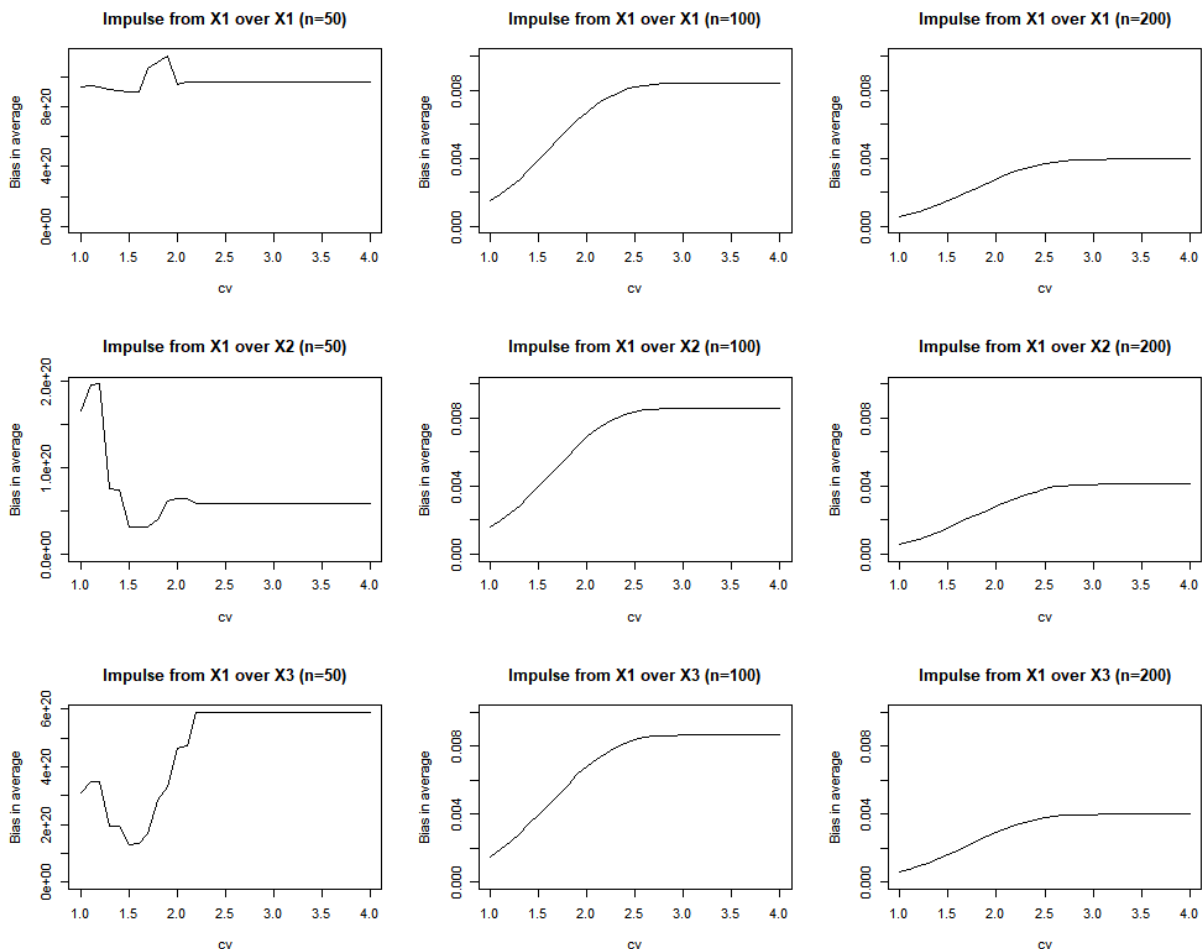
As simulações deste trabalho foram realizadas utilizando o *software* RStudio 1.3.959 e o pacote *vars* versão 1.5-6.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

4.1 Simulação 1 – Modelo completo

A Figura 1 mostra as diferenças quadráticas médias entre os impulsos dos modelos verdadeiro e estimado pela variável X1. Pode-se observar que o tamanho do viés diminui à medida que o tamanho da amostra aumenta, estabilizando em valores próximos de 0.04, com amostra de tamanho $n = 200$, após o valor crítico 3.0. Quando observado o tamanho de amostra $n = 100$, os valores do viés começam a se estabilizar a partir de um valor crítico de 2.5, porém, em níveis em torno de 0.009. Em relação ao tamanho da amostra $n = 50$, o viés começa a estabilizar antes do valor crítico de 2.5, no entanto, em níveis muito superiores aos demais.

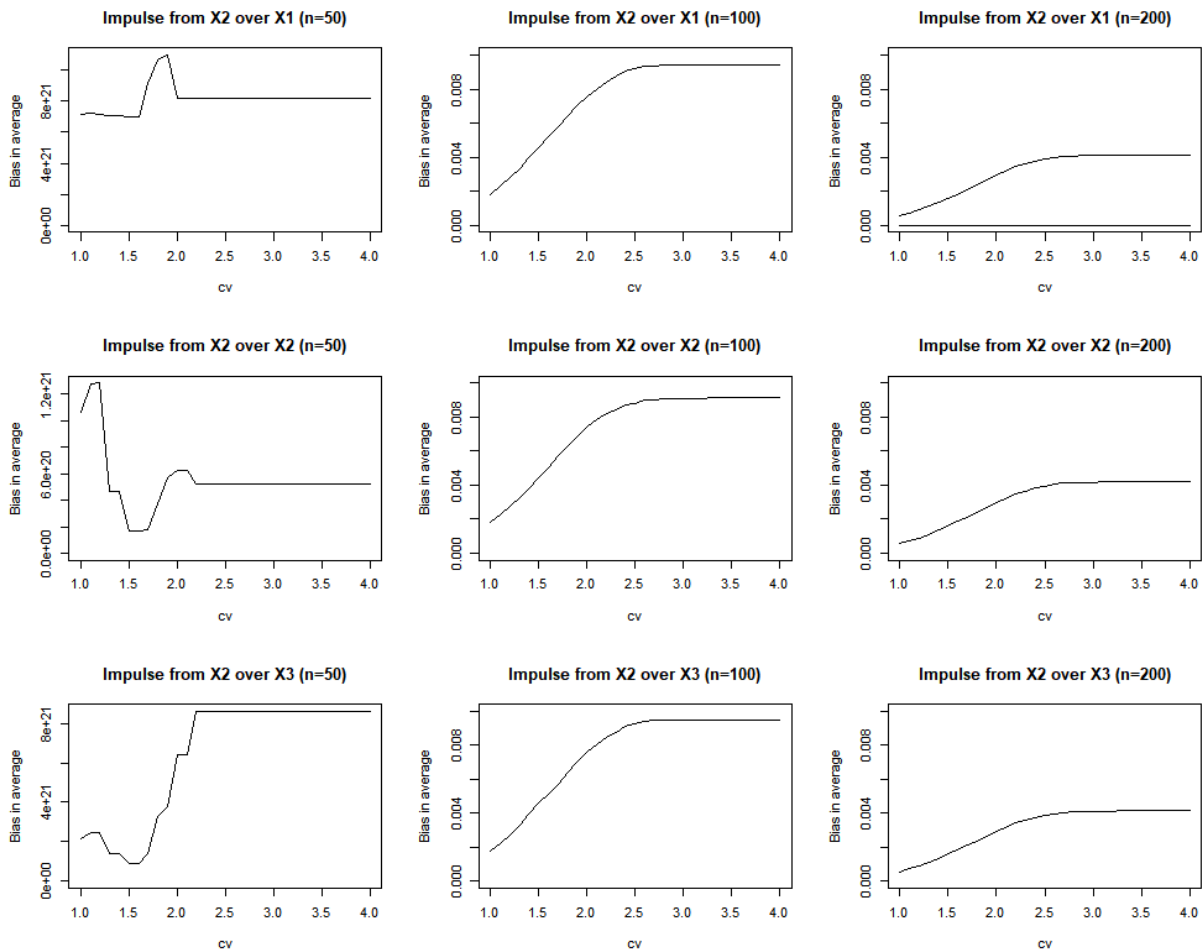
Figura 1 – Análise para impulsos de X1 (modelo completo)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para a análise dos impulsos em X2, como demonstrado pela Figura 2, tal como observando anteriormente, o tamanho do viés reduz à medida que o tamanho da amostra aumenta. Com a amostra de tamanho $n = 200$, após o valor crítico 3.0, o viés começa a estabilizar em níveis ligeiramente superiores a 0.04. Em relação ao tamanho da amostra $n = 50$, o viés começa a estabilizar entre os valores críticos 2.0 e 2.5, porém, em níveis muito superiores aos demais nos valores do viés. Para a amostra de $n = 100$, de forma semelhante à análise de X1, os valores do viés começam a estabilizar em níveis de 0.009, a partir de um valor crítico de 2.5.

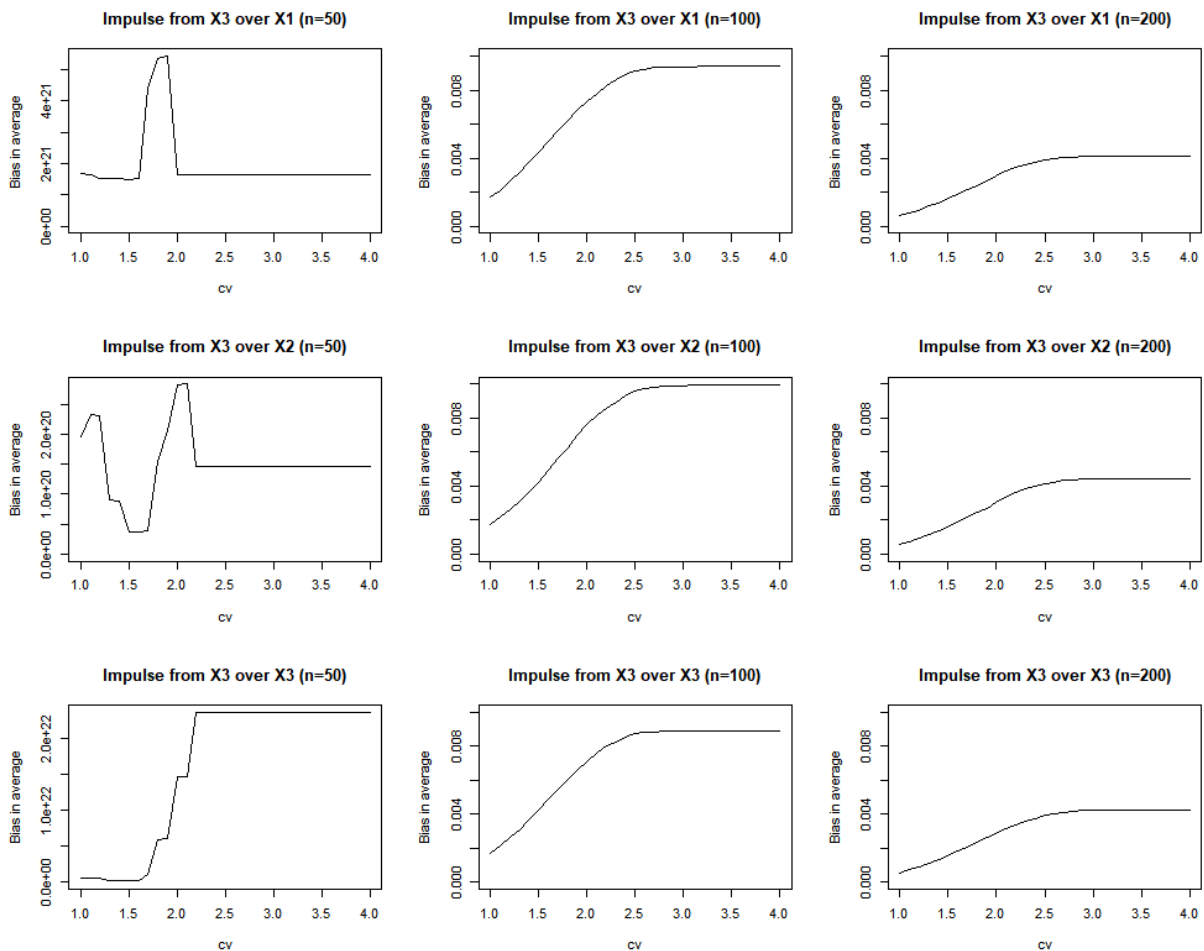
Figura 2 – Análise para impulsos de X2 (modelo completo)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao observar os resultados da Figura 3 para os impulsos em X3, é possível também argumentar que, com o aumento no tamanho da amostra, o viés é reduzido. Em relação ao tamanho da amostra $n = 50$, o viés começa a estabilizar entre os valores críticos de 2.0 e 2.5, apresentando níveis muito superiores em comparação quando tamanhos maiores de amostra. Quando observado o tamanho de amostra $n = 100$, os valores do viés começam a estabilizar entre os valores críticos de 3.0 e 3.5, divergindo dos resultados anteriores quando analisados os impulsos anteriores. A estabilização do viés acontece em torno do valor de 0.009 para as respostas sobre X1 e X3, enquanto para X2, o viés fica muito próximo a 0.010. O viés estabiliza em níveis ligeiramente superiores de 0.04, entre os valores críticos 3.0 e 3.5, quando há um tamanho de amostra $n = 200$.

Figura 3 – Análise para impulsos de X3 (modelo completo)

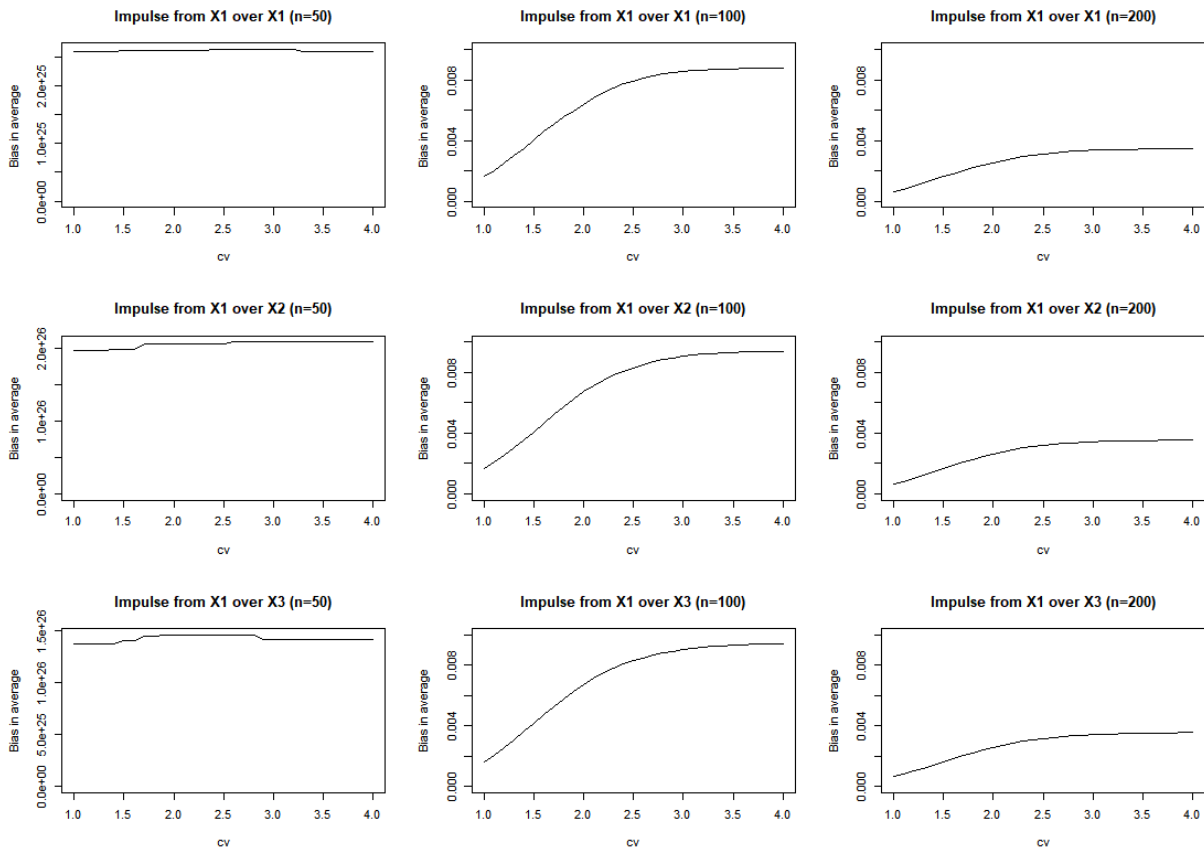


Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2 Simulação 2 – Modelo restrito

A Figura 4 mostra as diferenças quadráticas médias entre os impulsos dos modelos verdadeiro e estimado pela variável X1, por meio do modelo restrito. Para a análise dos impulsos em X1, em relação ao tamanho da amostra $n = 50$, o comportamento das FIR se apresentaram menos oscilatórias, permanecendo no mesmo nível de viés para todos os valores críticos, o que não fora observando na análise anterior. Em termos de estabilização de viés, houve descasamento nos valores críticos, sendo que cada variável apresentou a estabilidade em níveis diferentes. Um ponto semelhante para esse resultado é que os níveis, para as três variáveis, ficaram mais próximos do que nas análises anteriores.

Figura 4 – Análise para impulsos em X1 (modelo restrito)



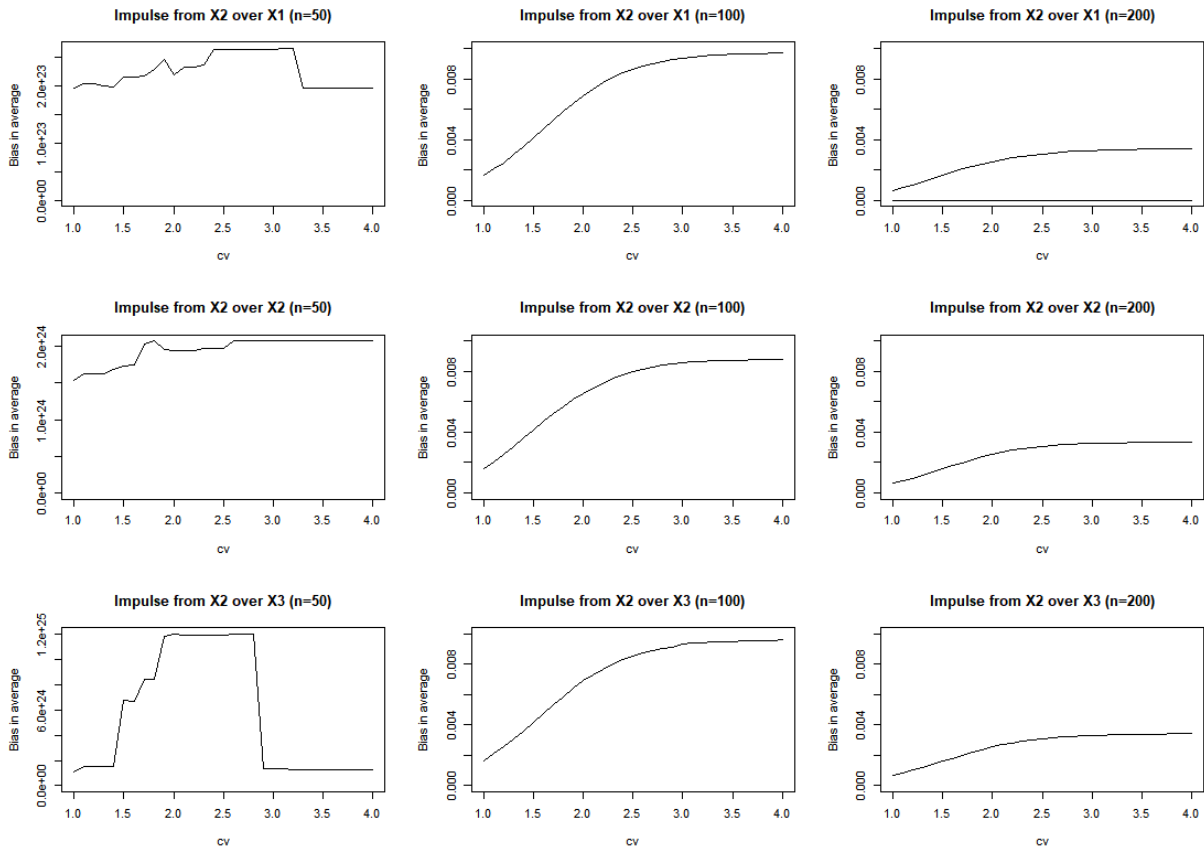
Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o caso do tamanho de amostra $n = 100$, a velocidade de crescimento do viés começa a ser reduzida a partir do valor crítico 3.0, porém, sua estabilidade não pode ser observada porque o viés ainda continua crescendo com o aumento do valor crítico, porém, de forma mais lenta. Em termos de valores de viés, até o valor crítico 4.0, estão em torno de 0.009. De forma semelhante, embora apresente uma estabilidade mais aparente do que no caso anterior, quando o $n = 200$, os valores do viés ficam abaixo de 0.04, porém, indicam crescimento mais lento após o valor crítico de 4.0.

Para a análise dos impulsos em X2, como demonstrado pela Figura 5, em relação ao tamanho da amostra $n = 50$, o comportamento das FIR também se apresentaram menos oscilatórias, para as respostas em X1 e X2, permanecendo no mesmo nível de viés para os valores críticos. No caso de X3, próximo ao valor crítico 3.0, o viés fica muito próximo ao valor zero. Em termos de estabilização de viés, para os casos de X2 e X3, ela começa entre os valores críticos de 2.5 e 3.0, enquanto para o caso de X1, ocorre após 3.0.

Com a amostra de tamanho $n = 100$, a velocidade de crescimento do viés começa a ser reduzida a partir do valor crítico 3.0, porém, sua estabilidade também não pode ser observada porque o viés ainda continua crescendo com o aumento do valor crítico, porém, de forma mais lenta. Os níveis de X1 e X3 ficaram próximos a 0.010 no valor crítico 4.0, enquanto para X2, abaixo de 0.09. De forma semelhante, embora apresente uma estabilidade mais aparente do que no caso anterior, quando o $n = 200$, os valores do viés ficam abaixo de 0.04, porém, indicam crescimento mais lento após o valor crítico de 4.0.

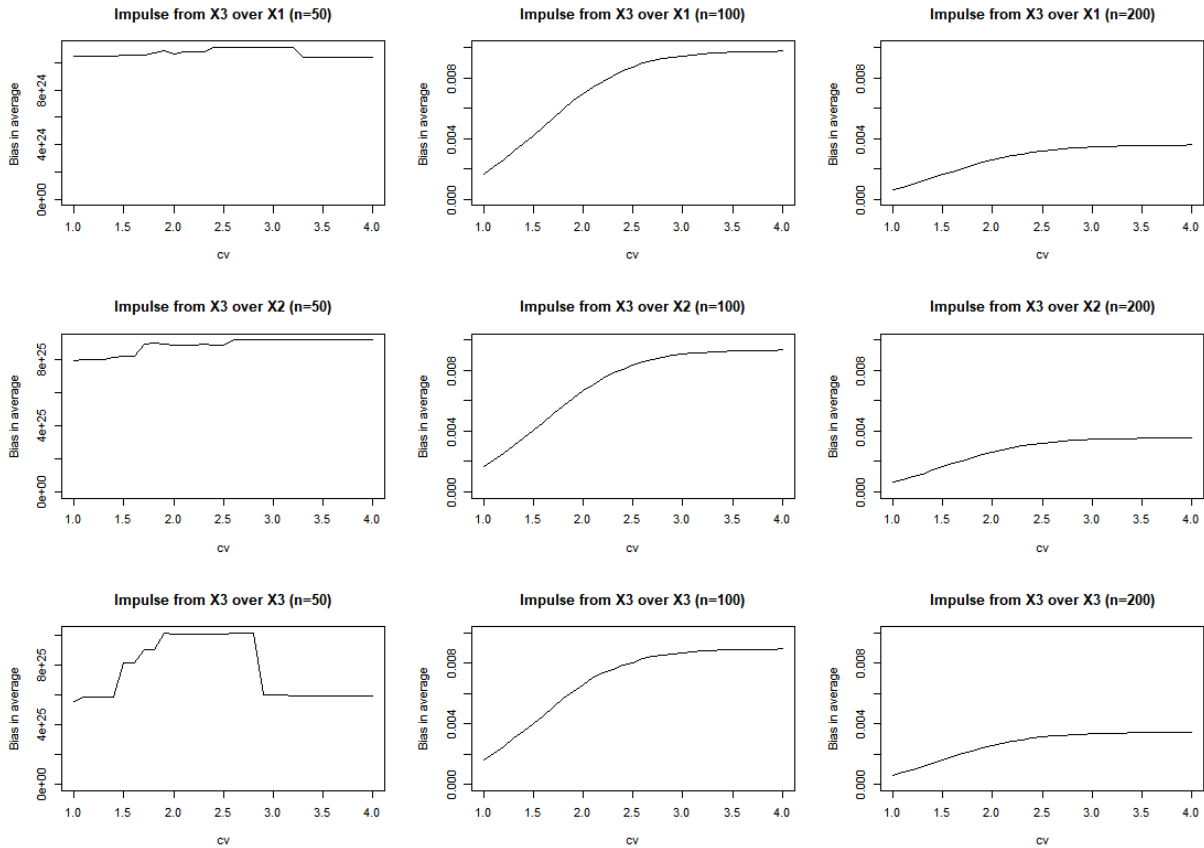
Figura 5 – Análise para impulsos de X2 (modelo restrito)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para a análise dos impulsos em X3, como observado na Figura 6, em relação ao tamanho da amostra $n = 50$, o comportamento das FIR foi muito semelhante ao da análise anterior. Para as respostas em X1 e X2, permanecendo no mesmo nível de viés para os valores críticos, apresentado oscilações menores. No caso de X3, próximo ao valor crítico 3.0, o viés é reduzido para os níveis quando o valor crítico estava até 1.5. Em termos de estabilização de viés, para os casos de X2 e X3, ela começa entre os valores críticos de 2.5 e 3.0, enquanto para o caso de X1, entre os valores crítico 3.0 e 3.5.

Figura 6 – Análise para impulsos de X3 (modelo restrito)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o tamanho de amostra $n = 100$, a velocidade de crescimento do viés começa a ser reduzida a partir do valor crítico 3.0, porém, sua estabilidade também não pode ser observada porque o viés ainda continua crescendo com o aumento do valor crítico, contudo, de forma mais lenta. O nível de X1 ficou próximo a 0.010 no valor crítico 4.0, enquanto para X2 e X3, em torno de 0.09. Semelhantemente aos casos anteriores, mesmo com a visualização de uma estabilidade mais aparente, quando o $n = 200$, os valores do viés ficam abaixo de 0.04, mas, ainda indicando algum crescimento mais lento após o valor crítico de 4.0.

5 CONCLUSÃO

De modo geral, fica evidente que, quando o modelo verdadeiro possui todas as defasagens diferentes de zero, então quanto menor for o valor crítico, menor é o vício na estimativa do impulso à resposta. Quando o modelo verdadeiro possui defasagens com coeficientes iguais a zero, o vício tende a ser maior para o mesmo valor crítico, quando comparado como modelo verdadeiro.

Considerando os resultados das simulações realizadas no presente trabalho, com o objetivo de identificação a melhor escolha do valor crítico a ser utilizado na seleção das variáveis significativas no contexto do modelo VAR, um valor crítico que parece equilibrar os dois tipos de perdas, aquelas ocorridas por se retirar defasagens de um modelo que realmente as possui, e aquelas que não se retirar termos que são irrelevantes no modelo, é o valor crítico 2,5. Ou ainda, em termos de intervalo, seriam os valores críticos entre 2,5 e 3,0.

Em decorrência dos resultados, considerando o tamanho da amostra como complemento ao item anterior, considera-se (i) um tamanho de amostra de pelo menos 100 observações; (iii) estudos que apresentarem tamanho de amostra inferior a 100 e/ou utilizarem um valor crítico acima do identificado no trabalho ou além de do intervalo, podem ter carregado um viés na análise de impulso resposta.

Pontos de avanços e melhorias do estudo indicam que (i) haveria um tamanho mínimo de amostra, entre os tamanhos 50 e 100, no qual haveria estabilização do viés e comportamento monótono; (ii) elevar a quantidade de simulações de Monte Carlo para trazer mais confiabilidade às simulações; (iii) trabalhar com modelos com defasagens menores, mais condizente com a quantidade encontrada de forma geral no trabalhos aplicados utilizando dados reais; e (iv) estender a análise para outros tamanhos de amostra.

REFERÊNCIAS

BUENO, R. L. S. **Econometria de séries temporais**, 2 ed. rev. atual., São Paulo: Cengage Learning, 2015. 341 p.

DINIZ, G. F. C. **A região importa?** A indústria de transformação brasileira frente a política econômica de 2004 a 2015. 2017. 292 f. Tese (Doutorado em Economia) – Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional, Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2017. Disponível em: <http://hdl.handle.net/1843/32043>. Acesso em: 22 mar. 2023.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. 4 ed. New York: John Wiley & Sons, 2014. 485 p.

GREENE, W. H. **Econometric analysis**. 7 ed., Harlow: Pearson, 2012. 1238 p.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria básica**. 5 ed., Porto Alegre: AMGH Editora, 2011, 924 p.

HAMILTON, J. D. **Time series analysis**. Princeton: Princeton University Press, 1994. 799 p.

LÜTKEPOHL, H.; KRÄTIZG, M. **Applied time series econometrics**. New York: Cambridge University Press, 2004. 323 p.

PFAFF, B. VAR, SVAR and SVEC Models: Implementation Within R Package vars. **Journal of Statistical Software**, [s.l.], v. 27, n. 4, p. 1–32, 2008. Disponível em: <https://www.jstatsoft.org/index.php/jss/article/view/v027i04>. Acesso em: 22 mar. 2023.

PFAFF, B. Documentation for package ‘vars’ version 1.5-6. **VAR Modelling**. 2021. Disponível em: <https://search.r-project.org/CRAN/refmans/vars/html/00Index.html>. Acesso em: 22 mar. 2023.

SILVA, C. C. A. B. L. **Impacto regional de política monetária no Brasil: evidências a partir de um estudo empírico no período de 2004 a 2018**. 2020. 239 f. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) – Instituto de Ciências Sociais e Aplicadas, Universidade Federal de Ouro Preto, Mariana, 2020. Disponível em: <http://www.repositorio.ufop.br/jspui/handle/123456789/14051>. Acesso em: 22 mar. 2023.

SILVA, F. F. **Centralidade e impactos regionais de política monetária: um estudo dos casos brasileiros e espanhol**. 2011. 293 f. Tese (Doutorado em Economia) – Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional, Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2011. Disponível em: <http://hdl.handle.net/1843/AMSA-8ULRUG>. Acesso em: 22 mar. 2023.

SIMS, C. A. Macroeconomics and Reality. **Econometrica**, [s.l.], v. 48, n. 1, p. 1-48, jan., 1980. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/1912017?seq=1>. Acesso em: 22 mar. 2023.

SIMS, C. A.; STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Inference in linear time series models with some unit roots. **Econometrica**, [s.l.], v. 58, n. 1, p. 113-144, jan., 1990. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2938337?seq=1>. Acesso em: 22 mar. 2023.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Vector autoregressions. **Journal of Economic Perspectives**, [s.l.], v. 15, n. 4, p. 101-115, 2001. Disponível em: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.15.4.101>. Acesso em: 22 mar. 2023.